

01P 73 707

(6)



19 BUNDESREPUBLIK
DEUTSCHLAND



DEUTSCHES
PATENT- UND
MARKENAMT

12 Patentschrift
10 DE 40 12 278 C 2

51 Int. Cl.⁶:
G 01 M 7/02
G 06 F 15/18

21 Aktenzeichen: P 40 12 278.6-51
22 Anmeldetag: 17. 4. 90
43 Offenlegungstag: 18. 10. 90
45 Veröffentlichungstag
der Patenterteilung: 6. 5. 99

DE 40 12 278 C 2

Innerhalb von 3 Monaten nach Veröffentlichung der Erteilung kann Einspruch erhoben werden

30 Unionspriorität:
1-95034 14. 04. 89 JP

73 Patentinhaber:
Hitachi, Ltd., Tokio/Tokyo, JP

74 Vertreter:
Strehl, Schübel-Hopf & Partner, 80538 München

72 Erfinder:
Matsumoto, Hiroshi, Ibaraki, JP; Nomura, Masahide, Hitachi, Ibaraki, JP; Shimoda, Makoto, Katsuta, Ibaraki, JP; Saito, Tadayoshi, Ohta, Ibaraki, JP; Yokoyama, Hiroshi, Hitachi, Ibaraki, JP; Baba, Kenji, Hitachi, Ibaraki, JP; Kawakami, Junzo, Mito, Ibaraki, JP; Katayama, Yasunori, Mito, Ibaraki, JP; Kaji, Akira, Hitachi, Ibaraki, JP; Nigawara, Seiitsu, Hitachi, Ibaraki, JP

56 Für die Beurteilung der Patentfähigkeit in Betracht
gezogene Druckschriften:

US 43 80 172

Technische Rundschau 2/89, S. 34-39;

Technische Rundschau 11/88, S. 58-65;

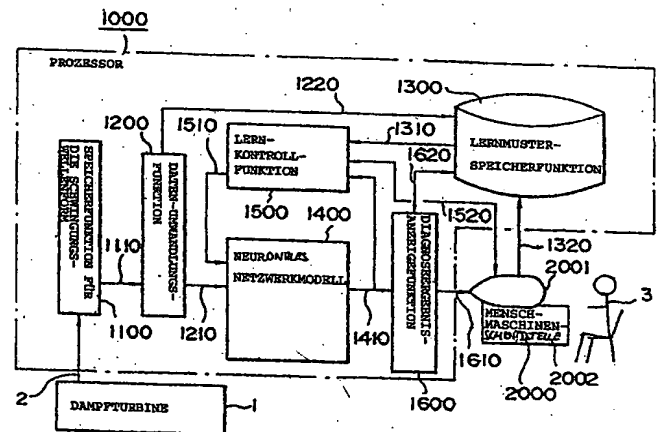
Industrie-Anzeiger 29/1989, S. 36-38;

Electronic Imaging '88, Vol. 1, S. 60-65;

Elektronisches Nachrichtenwesen, Bd. 60, Nr. 2,
1986, S. 100-108;

54 Betriebszustand-Diagnosevorrichtung

57 Betriebszustand-Diagnosevorrichtung für eine rotierende Maschine, die eine Betriebszustand-Diagnoseeinheit zur Diagnostizierung der rotierenden Maschine, Mittel (1100) zur Ermittlung von zeitabhängigen Schwingungsformen durch Aufzeichnen zumindest einer Schwingungsinformation über die Schwingungen, die beim Betrieb der rotierenden Maschine erzeugt werden, eine Datenumwandlungsvorrichtung (1200) zur Umwandlung, nämlich zur Normierung der aufgezeichneten Schwingungsformdaten, sowie eine Ausgabeeinheit (1600) zur Ausgabe eines Betriebszustand-Diagnoseergebnisses umfaßt, dadurch gekennzeichnet, daß die rotierende Maschine eine Dampfturbine ist und die Betriebszustand-Diagnoseeinheit ein neuronales Netz (1400) sowie eine Lerneinheit (1300) umfaßt.



DE 40 12 278 C 2

Beschreibung

Die vorliegende Erfindung betrifft eine Betriebszustand-Diagnosevorrichtung gemäß dem Oberbegriff des Anspruchs 1. Ein solche Vorrichtung ist im Industrie-Anzeiger 29/1989, Seite 36-38 dargestellt.

Im allgemeinen wird eine Abnormalität, die bei einer Anlage auftritt, oft in Form spezieller Schwingungen ermittelt, beispielsweise in Form außergewöhnlicher mechanischer Schwingungen. Im Fall rotierender Maschinen erscheinen solche Abnormalitäten oft als Schwingungen ihrer Achse. Es wurde deswegen versucht, das Vorliegen oder die Abwesenheit von Abnormalitäten in einer rotierenden Maschine, insbesondere einer Dampfturbine durch Überwachen der Schwingungen, etwa der Achsschwingungen, zu bestimmen und ferner hierdurch deren Ursachen abzuschätzen.

Als erstes bekanntes Verfahren gibt es ein Verfahren, das in einer ASME-Veröffentlichung (81-JPGC-Pwr-28) erörtert ist. Gemäß diesem Verfahren wird die Wellenform aufgezeichneter Schwingungen einer Spektralanalyse unterzogen, und die Ursache der Abnormalität wird unter Verwendung einer logischen Diagnosetabelle abgeschätzt.

Ein zweites herkömmliches Verfahren ist zusätzlich in der Schrift mit dem Titel "Die Entwicklung und Anwendung von TURBOMAC, ein fortgeschrittenes Maschinendiagnosesystem" erörtert; diese Schrift ist dem EPRI-Seminar über fortgeschrittene Systemanwendungen in "Kraftwerken", Boston, 27. 29. Mai 1987, erwähnt. Dieses Verfahren wird angewandt, um die Ursache einer jeden Abnormalität unter Verwendung bekannter Maschinenbauregeln abzuschätzen. Nach diesem Verfahren wird die Ursache einer Abnormalität dadurch bestimmt, daß man eine Recherche unter einer Anzahl diagnostischer Regeln vornimmt, die schon vorher erstellt wurden.

Die obigen herkömmlichen Vorgehensweisen sind jedoch von den folgenden Problemen begleitet:

Beim ersten Verfahren muß die Spektralanalyse in Echtzeit durchgeführt werden. Es ist deswegen unverzichtbar, einen speziellen Prozessor oder Hochleistungs-Computer zu diesem Zweck zu verwenden, wodurch das Diagnosesystem kostspielig wird. Ferner wird eine logische Diagnosetabelle von einem Experten oder Fachmann vorbereitet, der auf dem Gebiet abnormaler Erscheinungen der betreffenden Anlage versiert ist. Es ist deswegen viel Zeit erforderlich, um eine solche logische Diagnosetabelle zu erstellen. Zusätzlich spiegeln die Diagnoseergebnisse individuelle Unterschiede der Person wider, die die logische Tabelle erstellt hat, so daß es an Objektivität fehlt.

Ferner wird weder das Ausmaß einer jeden Abnormalität (nachfolgend als "Abnormalitätspegel" bezeichnet), noch die Zuverlässigkeit der Diagnoseergebnisse (nachfolgend als "Gewißheitsfaktor" bezeichnet) durch die logische Diagnosetabelle gezeigt, weswegen ein Benutzer (beispielsweise eine Bedienungsperson) nicht weiß, inwieweit er sich auf Bedeutung und Zuverlässigkeit der Diagnoseergebnisse verlassen kann. Dementsprechend ist die Wertung der Diagnoseergebnisse ebenfalls in hohem Grade von der subjektiven Person des Benutzers abhängig. Die Verwendung einer solchen logischen Diagnosetabelle bringt deshalb Probleme hinsichtlich der Objektivität mit sich.

Beim zweiten Verfahren wird andererseits die Gruppe der Diagnoseregeln in Form eines großen Vergleichsbaums erstellt. Es ist deshalb viel Zeit für den Eingriff (die Recherche am Vergleichsbaum) erforderlich, so daß das zweite Verfahren als eine prozeßentkoppelte Diagnose ausgeführt wird. Um das zweite Verfahren in Echtzeit durchzuführen, ist ein Hochleistungs-Computer erforderlich. Ferner werden die Diagnoseregeln wie bei dem ersten herkömmlichen Verfahren durch einen Experten oder Fachmann erstellt, der auf dem Gebiet abnormaler Erscheinungen der betreffenden Anlage versiert ist. Es ist deshalb viel Zeit für ihre Erstellung erforderlich. Zusätzlich spiegeln die Diagnoseergebnisse individuelle Unterschiede jener Person wider, die die Diagnoseregeln erstellt hat, und es fehlt ihnen an Objektivität. Ferner werden Grunddaten für Diagnosen durch den Benutzer aus einer großen Auswahl von Daten auf der Grundlage der Anzeichen der Abnormalitäten ausgewählt und werden in ein Diagnosesystem eingegeben. Deshalb spiegeln die Diagnoseergebnisse unvermeidlich die individuellen Unterschiede des Benutzers wider. Als Ergebnis spiegelt der Gewißheitsfaktor auch den Ermessensgrad sowohl jener Person, die die Diagnoseregeln erstellt hat, als auch der Person wider, die die Grunddaten für die Diagnose angegeben hat. Der Gewißheitsfaktor hat deshalb keine Überzeugungskraft.

Wie oben beschrieben, werden die obigen herkömmlichen Vorgehensweisen von den Nachteilen begleitet, daß sie viel Zeit für die Erstellung einer logischen Diagnosetabelle erfordern und sie keine Verarbeitungsgeschwindigkeit liefern können, die schnell genug ist, um Echtzeit-Bearbeitung zu bieten, und die Diagnoseergebnisse haben wenig Objektivität.

Ein weiteres Betriebszustandsdiagnosesystem gemäß dem Oberbegriff des Anspruchs 1 ist in der US 4,380,172 dargestellt.

In der Technischen Rundschau 2/89, Seite 34-39 ist darüber hinaus ein neuronales Netz und seine verschiedenen Anwendungsmöglichkeiten beschrieben. Ein Lernsystem auf der Basis eines neuronalen Netzes ist außerdem aus Electronic Imaging 1988, Vol. 1, Seite 60-65, bekannt.

In der Technischen Rundschau 11/88, Seiten 58-65, und in Elektrisches Nachrichtenwesen, Bd. 60, Nr. 2, 1986, Seiten 100-108, werden weiterhin Expertensysteme rund ihre Anwendungsmöglichkeiten dargestellt.

Aufgabe der Erfindung ist es, eine Betriebszustandsdiagnosevorrichtung zu schaffen, die baulich einfach sowie in der Verarbeitung schnell ist und zuverlässige Diagnoseergebnisse ermöglicht.

Diese Aufgabe wird bei einer gattungsgemäßen Betriebszustandsdiagnosevorrichtung durch die im kennzeichnenden Teil des Anspruchs 1 angegebenen Maßnahmen gelöst. Vorteilhafte Ausführungsformen sind in den Unteransprüchen angegeben.

Die vorliegende Erfindung wird anhand der nachfolgenden Beschreibung und den beigefügten Zeichnungen näher erläutert. In den Zeichnungen zeigt:

Fig. 1 ein Blockschaltbild, das den Gesamtaufbau eines Diagnosesystems gemäß einem Ausführungsbeispiel der vorliegenden Erfindung zeigt,

Fig. 2 eine schematische Darstellung der Einzelheiten von Lernmustern,

Fig. 3 eine schematische Darstellung eines Einheitsmodells, das ein neuronales Netzwerkmodell aufbaut.

Fig. 4 schematisch den Grundaufbau eines neuronalen Netzwerkdiagramms und die Grundprozedur eines Lern-Algorithmus,

Fig. 5 schematisch die Einzelheiten der Prozedur des Lern-Algorithmus,

Fig. 6 schematisch ein Verfahren zum Festsetzen einer Lernprozedur,

Fig. 7 eine schematische Ansicht eines Verfahrens, um auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre die Stärkeverteilung der Verbindung in einem neuronalen Netzwerk darzustellen,

Fig. 8 eine schematische Darstellung eines Verfahrens, um auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre die synaptischen Gewichts- bzw. Wertigkeitsverteilungen in einer Ausgangsschicht und einem Eingangsabschnitt einer verdeckten Einheitsschicht anzuzeigen,

Fig. 9 ein Diagramm, das ein Verfahren zum Anzeigen der Energietendenzen im neuronalen Netzwerk auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre zeigt,

Fig. 10 eine schematische Darstellung eines Verfahrens zum Anzeigen des Zustands der Wahrnehmung diagnostischer Ergebnisse einer Abnormalität in einem neuronalen Netzwerkmodell auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre,

Fig. 11 eine schematische Ansicht eines Verfahrens zum Anzeigen von Diagnoseergebnissen als eine Anleitung für eine Bedienungsperson auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre,

Fig. 12 ein Blockschaltbild, das den Aufbau eines Ausführungsbeispiels zeigt, das als mehrstufige Anordnung verkörpert ist, und

Fig. 13, 14 und 15 Blockschaltbilder, die jeweils ein anderes Ausführungsbeispiel der vorliegenden Erfindung zeigen.

Es wird zunächst auf Fig. 1 Bezug genommen; ein Abnormalitäts-Diagnosesystem gemäß einem Ausführungsbeispiel der vorliegenden Erfindung wird nun beschrieben. Das Diagnosesystem ist bei einer Dampfturbine in einem Kraftwerk angewandt.

Das System ist aus einem Prozessor 1000 zum Einlernen und Diagnostizieren einer abnormalen Erscheinung unter Verwendung eines Eingangs-Schwingungssignals 2, das durch einen Fühler (nicht gezeigt) für mechanische Schwingungen einer rotierenden Welle einer Dampfturbine 1 ermittelt wird, und einer Mensch-Maschinen-Schnittstelle 2000 aufgebaut, um die Diagnoseergebnisse einer Abnormalität der Lern-Kontrollinformation in Übereinstimmung mit einer Abfrage von einer Bedienungsperson 3 her anzuzeigen.

Der Prozessor 1000 weist die folgenden Funktion auf: eine Funktion 1100 zum Speichern einer Schwingungs-Wellenform, um als Schwingungswellenformdaten 1110 Schwingungssignale 2 während eines bestimmten Zeitraumes zu speichern, eine Daten-Umwandlungsfunktion 1200 zum Umwandeln der Schwingungswellenformdaten 1110, um Abnormalitäts-Überwachungsdaten 1210 und Lerndaten 1220 zu erzeugen, eine Lernmuster-Speicherfunktion 1300, um in einer vorbestimmten Form mehrere abnormale Erscheinungen als Lernmuster auf der Grundlage der Lerndaten 1220 zu speichern, eine Lern-Kontrollfunktion 1500, um ein unten beschriebenes neuronales Netzwerkmodell 1400 zu veranlassen, die Anzahl von Lernmusterinformation 1310 einzulernen, die in der Lernmuster-Speicherfunktion 1300 gespeichert sind, und zwar durch eine vorgeschriebene Prozedur, das neuronale Netzwerkmodell 1400, um als Verknüpfungsstärke im Kreis die Lern-Eingangsdaten 1510 zu speichern, die von der Lern-Kontrollfunktion 1500 her eingegeben werden, und um auf der Grundlage der Verknüpfungsstärke im Kreis ein Wahrnehmungssignal 1410 auszugeben, wobei man die Abnormalitätsüberwachungsdaten 1210 benutzt, die von der Daten-Umwandlungsfunktion 1200 her eingegeben werden, und eine das Diagnoseergebnis anzeigende Funktion 1600, um die Diagnoseergebnisse 1610 in einer für die Bedienungsperson 3 ohne weiteres verständlichen Form auf der Grundlage des Wahrnehmungssignals 1410 anzuzeigen.

Der Prozessor 1000 dieses Systems kann einen Informationsprozessor umfassen, der eine arithmetische Einheit, eine Speichereinheit, eine Überwachungseinheit, eine Eingangs-/Ausgangseinheit usw. als Bauteile umfaßt. Die oben beschriebenen Funktionen werden durch diese Bauteile sowie durch zugeführte Programme durchgeführt.

Das neuronale Netzwerkmodell 1400 hat beispielsweise eine Funktion, um eine Eingangsschicht, eine verdeckte Einheitsschicht, eine Ausgangsschicht, und einen Netzkreis hiervon in einem Raum zu definieren, eine arithmetische Funktion, die während des Lernvorgangs und der Diagnose verwendet wird, und eine Funktion zum Speichern und Halten der Stärkenverteilung der Verknüpfung im Kreis u. dgl. Diese Funktionen können durch Programme und einen Speicher durchgeführt werden. Die Anzahl, Anordnung u. dgl. der Eingangsschichten, der verdeckten Einheitsschichten u. dgl. werden als strukturelle Parameter durch Anweisungen von außen her bestimmt.

Das neuronale Netzwerkmodell 1400 kann dadurch aufgebaut werden, daß man unabhängig eine Einrichtung zum Bilden einer Eingangsschicht, einer verborgenen Einheitsschicht u. dgl. vorsieht, um ein Netz für ein neuronales Netzwerk herzustellen, eine Einrichtung, um das somit hergestellte neuronale Netzwerk zu veranlassen, es zu lernen, eine Stärkeverteilung der Verknüpfung im Kreis zu bilden, eine Einrichtung, um die Stärkeverteilung der Verknüpfung im Kreis, die als Ergebnisse des Lernvorganges erhalten wurden, beizubehalten, und eine Diagnoseeinrichtung. Das neuronale Netzwerkmodell kann dadurch aufgebaut werden, daß man diese Einrichtungen teilweise oder gänzlich zu einer untrennbaren Einheit kombiniert.

Ferner kann das neuronale Netzwerkmodell 1400 dieses Ausführungsbeispiels dadurch gespeichert werden, daß man seine Funktionen als Programme und Daten speichert.

Wo der einmal eingelernte Zustand ein festliegender Zustand ist, kann das neuronale Netzwerkmodell als Hardware-Bauteil ausgebildet werden, statt daß man solche Schaltelemente benutzt. Das neuronale Netzwerkmodell kann insbesondere als integrierte, neuronale Netzwerkmodellschaltung vorgesehen sein.

Die Lernmuster-Speicherfunktion 1300 ist beispielsweise aus einer Speichereinheit wie einer Magnetplatte, einer optischen Platte oder einem Randomspeicher aufgebaut.

Obwohl in der Zeichnung nicht dargestellt, weist das System dieses Ausführungsbeispiels einen oder mehrere Fühler auf, um Schwingungsdaten an den Rechenprozessor 1000 und eine Schnittstelle hierfür zu liefern. Der oder die Meßfühler sind an Stellen der Dampfturbine 1 angeordnet, wo Schwingungen der Dampfturbine ermittelt werden können.

Beim vorliegenden Ausführungsbeispiel wird die Schwingungsinformation in bestimmten Zeitabständen von der Dampfturbine 1 her als Anlage, auf die abgezielt wird, eingegeben. Es können Schwingungsdaten aber auch schon im voraus gemessen und gespeichert werden. Die Diagnose kann dann auf der Grundlage der so gespeicherten Daten durchgeführt werden.

Die die Diagnoseergebnisse anzeigende Funktion 1600 weist die Funktion, ein Wahrnehmungssignal, das vom neuronalen Netzwerkmodell 1400 abgegeben wird, mit der entsprechenden Information in Korrelation zu bringen, die von vorher herein abgespeichert wurde, und die Diagnoseergebnisse bezeichnet, und auch die oben beschriebene Funktion zum

Speichern der Diagnoseergebnisse auf.

Die Funktion zum Herstellen der Korrelation umfaßt auch eine Funktion, um Diagnoseergebnisse in Übereinstimmung mit den Größen der Muster der Eindruckssignale zu sortieren.

Als Diagnoseergebnisse werden Nachrichten, die Aussagen über die Einzelheiten abnormaler Erscheinungen und mögliche Ursachen solcher abnormaler Erscheinungen liefern, gespeichert, wie in Fig. 2 gezeigt, die nachfolgend beschrieben wird. Im übrigen können erforderlichenfalls auch andere Informationen hinzugefügt werden.

Wenn das System der vorliegenden Erfindung bei anderen, hier noch zu beschreibenden Ausführungen angewandt wird, werden die den jeweiligen Ausführungsbeispielen inhärenten Botschaften als Diagnoseergebnisse gespeichert.

Ferner können verschiedenartige Diagnoseergebnisse, die bei der Diagnoseergebnis-Anzeigefunktion 1600 bezeichnet sind, in der Speichereinheit gespeichert werden, welche die oben beschriebene Lernmuster-Speicherfunktion 1300 bildet.

Die Mensch-Maschinen-Schnittstelle 2000 des Diagnosesystems des vorliegenden Ausführungsbeispiels ist aus einer Anzeige 2001, etwa einer Kathodenstrahlröhre, gebildet, um verschiedenartige Informationen für die Bedienungsperson 3 abzugeben und anzuzeigen, sowie einer Eingangseinheit 2002, etwa einer Tastatur, mittels deren die Bedienungsperson 3 verschiedenartige Anweisungen an das System eingibt.

Das System der vorliegenden Erfindung führt eine Diagnose auf die folgende Weise durch. Informationen über verschiedenartige abnormale Schwingungen werden als Lernmuster dem neuronalen Netzwerkmodell gelehrt bzw. in dieses eingegeben. Daten über die Schwingungswellenform, die aus der Schwingungswellenform-Speicherfunktion 1100 über die Daten-Umwandlungsfunktion eingegeben wurden, werden an das neuronale Netzwerkmodell eingegeben, das so gelehrt bzw. programmiert wird. Eine Diagnose wird dann auf der Grundlage von Position und Pegel eines Wahrnehmungssignales durchgeführt, das am Ausgangsanschluß des neuronalen Netzwerkmodells aufgetreten ist. Nach der Anzeige der Diagnoseergebnisse werden ein entsprechendes Anzeigeformat und entsprechende Botschaften, die beide vorher gespeichert wurden, auf der Grundlage des Wahrnehmungssignals ausgewählt, werden an die Mensch-Maschinen-Schnittstelle 2000 abgegeben, und werden dort angezeigt.

Jede der obigen Funktionen wird nachfolgend im einzelnen mittels ihres Aufbaus und ihrer Funktion beschrieben.

Fig. 2 zeigt Einzelheiten von Lernproben, die in der Lernproben-Speicherfunktion 1300 gespeichert sind.

Zehn Arten von Proben, die in dieser Zeichnung gezeigt sind, bezeichnen Schwingungswellenformen, die charakteristisch sind für unterschiedliche abnormale Erscheinungen und ihre Ursachen. Die Schwingungswellenformen haben einen Wert (x), der bei der Daten-Umwandlungsfunktion 1200 normalisiert wurde. Der Bereich des Wertes ist $0 \leq x \leq 1$. Die Normalisierung kann in Abhängigkeit von der Amplitude auch umgangen werden.

Lernmuster können erforderlichenfalls auch außerhalb vorgesehen sein, statt daß man sie speichert. Es erübrigt sich, darauf hinzuweisen, daß die Lernmuster-Speicherfunktion so aufgebaut sein kann, daß sie nicht nur Lernmuster speichert, sondern auch von außen her mit Daten versehen werden kann.

Als nächstes wird eine Beschreibung des neuronalen Netzwerkmodells 1400 und der Lern-Kontrollfunktion 1500 vorgenommen.

Fig. 3 stellt eines der Einheitsmodelle 1420 dar, die das neuronale Netzwerkmodell 1400 bilden.

Es wird davon ausgegangen, daß Eingangssignale x_1, x_2, \dots, x_n an das Einheitsmodell einen Bereich (0,1) einnehmen, während synaptische Wertigkeiten (weights) w_1, w_2, \dots, w_n einen Bereich $(-\infty, +\infty)$ einnehmen. Es wird auch unterstellt, daß ein Eingang u_i , der an das Einheitsmodell in Abhängigkeit vom i-ten Eingangssignal x_i übertragen wurde, durch die folgende Formel ausgedrückt wird:

$$u_i = W_i x_i \quad (1)$$

Dann wird der Gesamteingang U an das Einheitsmodell definiert durch:

$$U = \sum_{i=1}^n u_i \quad \dots \dots \dots (2)$$

Andererseits wird der Ausgang y der Einheit definiert durch:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-U+U_0}} \quad \dots \dots \dots (3)$$

wobei U_0 eine Vorspannung (bias) ist.

Beim vorliegenden Ausführungsbeispiel sind die Einheitsmodelle 1420, von denen eines oben beschrieben wurde, in Schichten angeordnet, wie in Fig. 4 gezeigt. Das neuronale Netzwerkmodell 1400 ist dadurch aufgebaut, daß man die individuellen Einheitsmodelle 1420 auf eine solche Weise kombiniert, daß ein Ausgangssignal aus jeder Einheit 1420 in einer Schicht als ein Eingangssignal an jede Einheit 1420 in der nächsten Schicht eingegeben wird.

Die Einheitsmodelle 1420 und das neuronale Netzwerkmodell 1400 werden im einzelnen in "The MIT Press, Neurocomputing Foundation of Research", S. 318-362 (1988) diskutiert.

In der obigen Schrift ist ein Lern-Algorithmus offenbart ("Rückwärtsverbreitung" ("back propagation") genannt), der, wenn ein Eingangssignalmuster 1430 zur Eingangsschicht eingegeben wird, die Verknüpfungsstärke korrigiert, nämlich die synaptische Wertigkeit zum Eingangsabschnitt einer jeden Einheit sowohl in der verdeckten Einheitsschicht als auch in den Ausgangsschichten in Übereinstimmung mit der Differenz aus einem Eingangssignalmuster 1440 von der Ausgangsschicht und einem gewünschten Signalmuster, nämlich dem Lehrer-Signalmuster 1450, so daß das Ausgangssignalmuster 1440 das Lehrer-Signalmuster 1450 wird. Bei der Lern-Kontrollfunktion 1500 des vorliegenden Ausführungsbeispiels wird das Signalmuster 1440 mit dem Lehrer-Signalmuster 1450 verglichen, um die Differenz zu bestimmen, die zur Korrektur der synaptischen Wertigkeiten verwendet wird.

rungsbeispiels verwendet der Lernalgorithmus selbst die Rückwärtsverbreitung, die in der obigen Schrift offenbart ist.

Fig. 5 stellt den Algorithmus der Rückwärtsverbreitung dar. In der Zeichnung ist, um das Verständnis des Algorithmus zu erleichtern, die Aufmerksamkeit auf das k-te Ausgangssignal y_{3k} in der Ausgangsschicht konzentriert, und es ist eine Korrekturprozedur einer synaptischen Wertigkeit dargestellt, um es zur Übereinstimmung mit einem Lehrersignal y_k zu bringen.

Der in Tabelle 5 gezeigte Algorithmus wird nachfolgend im einzelnen beschrieben.

Als erstes wird die Differenz e_k zwischen dem k-ten Ausgangssignal y_{3k} und dem Lehrersignal y_k ausgedrückt wie folgt:

$$e_k = Y_k - Y_{3k} \quad (4)$$

Wenn man davon ausgeht, daß das Ausmaß d_{3k} des Fehlereinflusses beim Operationspegel U_{3k} der Einheit d_{3k} beträgt, dann kann d_{3k} definiert werden durch:

$$d_{3k} = e_k f'_{3k}(U_{3k}) \quad (5)$$

wobei

$$f'(U) = \frac{df}{dU} = \frac{d}{dU} \left[\frac{1}{1 + e^{-U+U_0}} \right] \dots \dots \dots (6)$$

Dementsprechend ist das Korrekturmaß $\Delta w_{3k,2j}(N+1)$ für die synaptische Wertigkeit $w_{3k,2j}$ bei dem j-ten Eingangsabschnitt der k-ten Einheit in der Ausgangsschicht gegeben durch die folgende Formel:

$$\Delta w_{3k,2j}(N+1) = \eta d_{3k} y_{2j} \quad (7)$$

wobei N ein Symbol ist, das die vorangehende Zahl bezeichnet und η die "Lernkonstante" genannt wird. Ferner bezeichnet y_{2j} das j-te Ausgangssignal aus der verdeckten Einheitsschicht. Um eine stabile Konvergenz herzustellen, wird das durch die Formel (7) erhaltene Korrekturmaß jedoch nicht benutzt, wie es ist. Es wird durch das Verfahren modifiziert, das durch die unten beschriebene Formel (8) darstellt ist, wobei eine neue synaptische Wertigkeit $w_{3k,2j}(N+1)$ auf die folgende Weise erhalten wird:

$$w_{3k,2j}(N+1) = w_{3k,2j}(N) + \Delta w_{3k,2j}(N+1) + \alpha \Delta w_{3k,2j}(N) \quad (8)$$

wobei α ein "Glättungsfaktor" genannt ist.

Die Korrekturmethode einer jeden synaptischen Wertigkeit in jedem Eingangsabschnitt der Ausgangsschicht wurde oben beschrieben.

Es wird nun ein Verfahren zum Korrigieren jeder synaptischen Wertigkeit in einem jeden Eingangsabschnitt der verdeckten Einheitsschicht beschrieben. In Fig. 5 ist die Aufmerksamkeit auf diese Wertigkeit $w_{2j,1i}$ im i-ten Eingangsabschnitt der j-ten Einheit in der inneren Schicht konzentriert, und eine Korrekturmethode der synaptischen Wertigkeit ist dargestellt.

In diesem Fall sollte der Beeinflussungsgrad d_{2j} der Differenz im Betriebspegel U_{2j} der Einheit dadurch bestimmt werden, daß man die Gesamtdifferenz der Ausgänge aus den ganzen Einheiten der Ausgangsschicht in Betracht zieht. Der Beeinflussungsgrad d_{2j} wird somit ausgedrückt wie folgt:

$$d_{2j} = f'_{2j}(U_{2j}) \sum_{k=1}^n d_{3k} w_{3k,2j} \dots \dots \dots (9)$$

Dementsprechend ist der Korrekturgrad $\Delta w_{2j,1i}(N+1)$ für die synaptische Wertigkeit im i-ten Eingangsabschnitt der j-ten Einheit in der verdeckten Einheitsschicht gegeben durch:

$$\Delta w_{2j,1i}(N+1) = \eta d_{2j} y_{1i} \quad (10)$$

wobei N ein Symbol ist, das die vorangehende Nummer bezeichnet und n eine "Lernkonstante" genannt wird. Ferner bezeichnet y_{1i} das i-te Ausgangssignal aus der Eingangsschicht. Ähnlich dem Fall der Ausgangsschicht wird zum Realisieren einer stabilen Konvergenz der Korrekturgrad, der durch die Formel (10) erhalten wird, nicht so verwendet, wie er ist. Er wird durch die Methode modifiziert, die durch die unten beschriebene Formel dargestellt ist, wodurch eine neue synaptische Wertigkeit $w_{2j,1i}(N+1)$ erhalten wird wie folgt:

$$w_{2j,1i}(N+1) = w_{2j,1i}(N) + \Delta w_{2j,1i}(N+1) + \alpha \Delta w_{2j,1i}(N) \quad (11)$$

wobei α ein "Glättungsfaktor" genannt ist.

Die Differenz e_k kann dadurch auf ein Mindestmaß reduziert werden, daß man die arithmetischen Prozeduren der Formeln (4) bis (11) wiederholt. Es ist nämlich möglich, das Ausgangssignalmuster, das aus der Ausgangsschicht erhalten wird, zur Übereinstimmung mit dem Lehrer-Signalmuster zu bringen. Als Ergebnis wurde das Eingangssignalmuster als

eine synaptische Wertungsverteilung eingespeichert (gelernt) (d. h. eine Stärkeverteilung der Verknüpfung im Kreis), und zwar im neuronalen Netzwerkmodell.

Wenn ein anderes Eingangssignalmuster in die Eingangsschicht eingespeist wird, und entsprechend ein anderes Lehrsignalmuster vorgesehen wird, dann wird der obige Algorithmus betätigt, um eine neue synaptische Wertigkeitsverteilung einzuspeichern (zu lernen).

Die Benutzung eines solchen Algorithmus ermöglicht es, mehrere Lernmuster im selben neuronalen Netzwerkmodell einzuspeichern. Ferner ermöglicht es die Benutzung des neuronalen Netzwerks, das auf die oben beschriebene Weise Lernvorgänge durchgeführt hat, aus der Ausgangslage ein Ausgangssignalmuster entsprechend dem nächstliegenden der bereits eingelernten Muster zu erhalten, selbst wenn ein noch nicht gelerntes Muster eingegeben wird.

Durch die oben beschriebene Methode wird das neuronale Netzwerkmodell 1400 veranlaßt, die Anzahl von Schwingungsformen in Verbindung mit den entsprechenden abnormen Erscheinungen und Ursachen zu lernen, die alle in Fig. 2 gezeigt sind.

Hier wird die Lern-Kontrollfunktion 1500 von der Bedienungsperson 3 als Benutzer veranlaßt, die Kontrolle des Lernvorganges durch die Methode durchzuführen, die auf die in Fig. 6 gezeigte Weise ausgeführt wird, und zwar mittels des Anzeige-Bildschirms der Kathodenstrahlröhre der Mensch-Maschine-Schnittstelle 2000.

In Fig. 6 steht "SP" für die Musternummer einer jeden Schwingungsform, die in Fig. 2 abgebildet ist, während "SQ" eine Folgenummer bedeutet, um festzusetzen, in welcher Reihenfolge das obige Muster gelernt ist. Der Ausdruck "Anzahl der Lernzyklen" bezeichnet die Anzahl der Wiederholungen eines Zyklus, in welchem alle Muster, die durch die obige Methode festgesetzt sind, gelernt sind.

Im Beispiel der Fig. 6 ist gezeigt, daß, wenn man die laufende Nummer 20 als einen Zyklus aufgreift, diese Folge für zehn Zyklen wiederholt wurde. Es ist jedoch für jedes Muster die Nummer der Beendigung der Wiederholungsberechnung getrennt bezeichnet.

Vor dem Einlernen werden die Anzahl der Schichten als Strukturparameter des neuronalen Netzwerkmodells 1400 und die Anzahl der Einheiten in jeder der Schichten durch die Mensch-Maschinen-Schnittstelle 2000 festgesetzt.

Ferner wird eine zufällige Stärkeverteilung der Verknüpfung im Kreis im neuronalen Netzwerkmodell 1400 festgesetzt. Dieses ermöglicht es, einen vorbelasteten Lernvorgang (biased learning) zu verhindern.

Fig. 7 stellt beispielsweise eine Stärkeverteilung der Verknüpfung im Kreis dar, welche im neuronalen Netzwerkmodell 1400 als Ergebnis des Einlernens auf die oben beschriebene Weise hergestellt wurde und auch im Schirm der Kathodenstrahlröhre der Mensch-Maschine-Schnittstelle 2000 angezeigt wurde.

In Fig. 7 sind die Linien, die die Verknüpfungen zwischen den Einheiten bezeichnen, stufenweise in Farben in Übereinstimmung mit der Größe der synaptischen Wertigkeit angezeigt, die bestimmt ist als Ergebnis des Lernvorganges. Obwohl in Fig. 7 keine Farbe gezeigt ist, sind die Linien in fünf Stufen rot, rosa, gelb, grün und blau in absteigender Reihenfolge der synaptischen Wertigkeiten angezeigt. Ferner kann einer jeder Farbe entsprechende Bereich synaptischer Wertigkeiten durch den Benutzer wunschgemäß festgesetzt werden. Wenn alle Verknüpfungen angezeigt sind, kreuzen sich viele Linien und können nicht mühelos gesehen werden. Es kann deshalb von den oben erwähnten fünf Farben im vorliegenden Ausführungsbeispiel jede Farbe ausgewählt werden.

Fig. 8 stellt eine Verknüpfungs-Stärkenverteilung entsprechend den Größen der synaptischen Wertigkeiten an den Eingangsabschnitten der Ausgangsschicht als Beispiel dar, angezeigt auf einer ähnlichen Kathodenstrahlröhre wie jener, die in Fig. 7 abgebildet ist. In der Zeichnung bedeuten die zweite und dritte Schicht eine verdeckte Einheitsschicht bzw. eine Ausgangsschicht. Obwohl die Stärkenverteilung in Fig. 8 durch Rasterung gezeigt ist, ist sie tatsächlich farbig angezeigt. Wenn eine einfarbige Anzeige verwendet wird, dann kann die Stärkenverteilung durch Rasterung, Gradation o. dgl. angezeigt werden.

Wenn die in Fig. 8 gezeigte Verteilung eine zufällige Verteilung ist, dann wird davon ausgegangen, daß der Lernvorgang in ausreichender Weise durchgeführt wurde. Umgekehrt wird der Lernvorgang als ungenügend angesehen, wenn die Verteilung eine Tendenz zeigt. Auf der Grundlage der Verteilung ist es deshalb möglich, zu entscheiden, ob der Lernvorgang noch weiter wiederholt werden sollte oder nicht.

Fig. 9 zeigt Energietendenzen im neuronalen Netzwerkmodell, welche auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre ausgegeben wurden, um die Konvergenz beim Lernvorgang zu ermitteln.

In diesem Fall wird die Bezeichnung der Tendenzgänge dadurch bewirkt, daß man die Anzahl der Lernzyklen und die Folgenummer festsetzt. Fünf Sätze von Energietendenzen sind in Fig. 10 dargestellt, wobei die Anzahl von Korrekturen durch Rückwärtsverbreitung längs der Achse der Abszisse aufgetragen ist. Die Energie E im neuronalen Modell wird definiert durch die folgende Formel:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{I=2}^3 \sum_{J=1}^L(I) \sum_{JJ=1}^{L(I-1)} w_{I,J,JJ} y_{I,J} y_{I-1,JJ} \dots \quad (12)$$

wobei w jede synaptische Wertigkeit darstellt, y den Ausgang jeder Einheit, I die Nummer jeder Lage und J und JJ jede Einheitsnummer in der I-ten bzw. I-1-ten Schicht.

Fig. 10 zeigt ein Anzeigebeispiel des Wahrnehmungszustandes im neuronalen Netzwerkmodell 1400, nämlich die Diagnoseergebnisse einer Abnormalität auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre, wenn die Abnormalitäts-Überwachungsdaten 1210 als Eingangssignale an die Eingangsschicht des neuronalen Netzwerkmodells 1400 eingegeben sind, während die Dampfturbine 1 betrieben wird.

Die Linien, die die Eingangsschicht und die verdeckte Einheitsschicht verbinden, sowie jene, die die verdeckte Einheitsschicht und die Ausgangsschicht verbinden, sind in abgestuften Farben dargestellt, welche wunschgemäß in Übereinstimmung mit den Signalstärken ausgebildet sein können. Die Stärken der Eingangssignale und der Ausgangssignale sind jeweils durch Histogramme dargestellt. Es muß vermerkt werden, daß die Eingangssignale die Wellenform der mechanischen Schwingungen der Turbine wiedergeben, wenn die Probenentnahme unter bestimmten Intervallen vorge-

nommen wurde, und durch ein Histogramm auf dem Schirmbild der Kathodenstrahlröhre gezeigt sind. Jede Einheit wird in abgestuften Farben dargestellt, die wunschgemäß in Übereinstimmung mit der Größe des Gesamteingangs U ausgebildet sein können, der definiert ist durch die Formel (2).

Es ist bevorzugt, diese Anzeigen hinsichtlich der Sichtbarkeit in Farben vorzunehmen. Es sind aber auch monochromatische Anzeigen möglich. In diesem Fall werden die Anzeigen bewirkt, indem man eine Gradation, verschiedene Stricharten, Rasterdarstellung o. dgl. verwendet.

Die der Ausgangsschicht zugeordneten Eingangsnummern entsprechen den Musternummern in Fig. 2. Es wird angezeigt, daß die Lage mit dem größten Ausgangssignal die größte Möglichkeit als Ursache der Abnormalität hat.

Fig. 11 bildet als ein Beispiel der vorangehenden Tätigkeit die ausgegebenen Diagnoseergebnisse auf dem Bildschirm der Kathodenstrahlröhre als Leitlinie für die Bedienungsperson 3 ab.

In diesem Beispiel wird die dritte Erscheinung, d. h. Öl- oder Flüssigkeitsschaum, als wahrscheinlichste angesehen. Es wird darauf hingewiesen, daß der Grund die ungleichmäßige Stärke eines Ölfilms an einem Gleitlager oder eine Strömungsmittelkraft in einem wassergedichteten Spielraum ist. Obwohl die Erscheinungen in abfallender Reihenfolge ihrer Möglichkeit angeordnet sind, d. h. Gewißheit, in anderen Worten, in der abfallenden Reihe der Größen ihrer Ausgangssignale, erübrigt es sich, darauf hinzuweisen, daß sie auch in der umgekehrten Reihenfolge oder in chronologischer Reihenfolge der Erscheinungen angeordnet sein können.

Hier wird der Gewißheitsfaktor durch den Pegel des Ausgangssignales bestimmt. Beim vorliegenden Ausführungsbeispiel wird der Pegel auf eine solche Weise festgesetzt, daß der Pegel 1 einen Gewißheitsfaktor von 100% liefert.

Das vorliegende Ausführungsbeispiel ermöglicht es, automatisch Schwingungswellenformen der Dampfturbine einzulernen, wobei die Schwingungswellenformen an einer tatsächlichen Dampfturbine erhalten werden, in Zuordnung zu ihren entsprechenden abnormalen Erscheinungen, so daß anders als bei dem herkömmlichen Verfahren nicht länger ein Experte oder Fachmann eine logische Diagnosetabelle unter großem Zeitaufwand erstellen muß. Wenn die Diagnose einer Abnormalität unter Verwendung des eingelernten Inhalts des neuronalen Netzwerkmodells erstellt wird, dann kann die Umwandlung eines Eingangssignales lediglich durch eine einfache funktionelle Operation und eine Summierungsoperation bewirkt werden und erfordert nicht eine solche Spektralanalyse oder Vergleichsbaumrecherche, wie dies bei der herkömmlichen Methode erforderlich war. Deshalb kann die Verarbeitung mit außerordentlich hoher Geschwindigkeit durchgeführt werden. Dies ermöglicht es, eine Echtzeit-Analyse einer jeden Abnormalität durch einen wenig aufwendigen Computer durchzuführen, ohne daß ein teurer Hochleistungscomputer oder eine spezielle Ausstattung erforderlich ist. Da die so erhaltenen Diagnoseresultate gemeinsam mit einem Gewißheitsfaktor in Übereinstimmung mit dem Ausmaß der Ähnlichkeit zwischen den bereits eingelernten Mustern und den unter Diagnose befindlichen Mustern bezeichnet werden können, kann eine objektive Diagnose mit hoher Überzeugungskraft an die Bedienungsperson abgegeben werden.

Ferner kann der Benutzer gemäß dem vorliegenden Ausführungsbeispiel die strukturellen Parameter des neuronalen Netzwerkmodells und die Lernprozedur wunschgemäß bezeichnen und die Verteilungsstärke der Verknüpfung im Kreis sowie eine Energietendenz können angezeigt werden. Es ist somit möglich, einen wirkungsvollen Lernvorgang zu erreichen, die Diagnosezeit zu verkürzen und auch die Diagnosegenauigkeit zu verbessern.

Zusätzlich kann dieses Ausführungsbeispiel als Diagnoseergebnis eine Signalpegelverteilung im neuronalen Netzwerk und eine Tabelle der Ursachen von Abnormalitäten der Bedienungsperson anzeigen, die in abfallender Reihenfolge ihres Gewißheitsgrades angeordnet sind, so daß es der Bedienungsperson ermöglicht wird, rasch die Situation zu überblicken und eine Gegenmaßnahme auf der Grundlage der objektiven Information im Falle des Auftretens einer Abnormalität zu ergreifen.

Bei der Beschreibung der vorliegenden Erfindung wurden zehn Schwingungstypen, die in Fig. 2 gezeigt sind, als Lernmuster für abnormale Schwingungen benutzt. In der Praxis unterscheidet sich jedoch die Schwingungswellenform partiell selbst dann, wenn dieselbe abnormale Erscheinung stattfindet.

Um dies zu beherrschen, sind für jede abnormale Erscheinung mehrere Lernmuster vorgesehen, und alle werden vom neuronalen Netzwerkmodell 1400 eingelernt. Als Ergebnis ist die Flexibilität der Diagnose von Abnormalitäten, in anderen Worten, die Vielseitigkeit der Bestimmung einer Wellenform, erhöht.

Die Fähigkeit zur Bestimmung verringert sich, wenn eine abnormale Erscheinung gegenüber ihrem entsprechenden Lernmuster phasenverschoben ist, selbst wenn sie dieselbe Wellenform aufweisen. Als Maßnahme gegen dieses Problem ist es lediglich erforderlich, die Daten der Abnormalitätsüberwachung 1210 vorher mit einer Standardphase durch die Daten-Umwandlungsfunktion 1200 zur Übereinstimmung zu bringen. Die obige Phasenübereinstimmung ist dann nicht erforderlich, wenn Wellenformen mit derselben Form, aber Schritt für Schritt phasenverschoben als Lernmuster von vornherein eingelernt sind.

Die in Fig. 10 gezeigten Lernsignale haben den Bereich (0,1). Diese Eingangssignale wurden dadurch erreicht, daß man den gesamten Bereich der Variationen normalisiert hat, während man die Mitte der Schwingungen bei 0,5 festgesetzt hat. In diesem Fall wird die größte der Amplituden aller Lernmuster als Standardwert für die Normalisierung benutzt. Es ist jedoch nicht unbedingt erforderlich, die Normalisierung auf die obige Weise zu bewirken. Die Ziele der vorliegenden Erfindung können voll erreicht werden, wenn eine Amplitude, die hinlänglich größer ist als diese der allgemein erwarteten abnormalen Schwingungen als Standardwert benutzt wird.

Es ist notwendig, die Wellenzahlen der Lernmuster und der Abnormalitäts-Überwachungsdaten 1210 gleich der Wellenzahl der Standardwelle zu machen, nämlich der Wellenzahl einer Wellenform, die jene Frequenz aufweist, welche durch die Drehzahl der Turbine bestimmt ist. Angesichts der Existenz einer subharmonischen Resonanz wie das Lernmuster Nr. 7, das in Fig. 2 abgebildet ist, ist es erwünscht, als beabsichtigte Werte für den Eingang Wellenzahlen von 6 bis 9 als umgewandelte Wellen auf der Grundlage des Standardwertes zu wählen.

Obwohl zeitabhängige Schwingungs-Wellenformen als Abnormalitäts-Überwachungsdaten 1210 im vorliegenden Ausführungsbeispiel gewählt sind, sind auch die Gesamtwerte der Schwingungen als Funktion der Drehzahl wirksam für die Diagnose von Abnormalitäten im Falle rotierender Maschinen wie etwa Turbinen. Dieses Verfahren ist speziell für die Diagnose abnormaler Schwingungen wirksam, die auftreten, während die Drehzahl einer rotierenden Maschine wie

etwa einer Turbine erhöht wird. Die Ursache für die Abnormalität kann dadurch bestimmt werden, daß man die Unterschiede in den Mustern unter den Gesamtwerten der Schwingungen überwacht, die auftreten, während die Drehzahl einer rotierenden Maschine erhöht wird, weil die Resonanzfrequenz in Abhängigkeit von der Ursache der Abnormalität unterschiedlich ist.

5 In diesem Fall sind Lernmuster für jeden bestimmten Bereich von Drehzahlen vorgesehen. Somit ist die Bestimmung des Grundes einer Abnormalität durchführbar, vorausgesetzt, daß die Abnormalitäts-Überwachungsdaten für die jeweiligen Bereiche im Verlauf einer Drehzahlzunahme einer drehenden Maschine wie etwa einer Turbine eingegeben sind.

Das vorliegende Ausführungsbeispiel wurde unter der Annahme beschrieben, daß es keine das Spektrum analysierende Funktion aufweist. Wo eine Spektrum-Analyseeinrichtung bereits in einer tatsächlichen Anlage eingebaut wurde, kann die Genauigkeit der Diagnose noch dadurch weiter verbessert werden, daß man als Überwachungsdaten verschiedenartige harmonische Wellen benutzt, die aus der Spektrum-Analyseeinrichtung erhalten wurden, beispielsweise R/3, R/2, R und 2R (R: Rotationskomponente), resonante Frequenzanteile usw. Es erübrigt sich, darauf hinzuweisen, daß es in diesem Fall auch notwendig ist, Lernmuster bezüglich der o. g. harmonischen Wellen vorzusehen und das neuronale Netzwerkmodell 1400 zu veranlassen, sie zu lernen.

15 Dort, wo eine tatsächliche Anlage bereits mit akustischen Fühlern versehen ist, können die Abnormalitäten unter Verwendung akustischer Wellenformen diagnostiziert werden, die aus den Fühlern verfügbar sind. In diesem Fall ist eine akustische Wellenform als Lernmuster für jede abnormale Erscheinung vorgesehen, und das neuronale Netzwerkmodell 1400 wird veranlaßt, sie auf eine ähnliche Weise zu lernen.

In der obigen Beschreibung des vorliegenden Ausführungsbeispiels wurde nichts hinsichtlich der Phase zwischen dem Drehwinkel der Turbine und dem Vektorwinkel der Schwingungen beschrieben, nämlich der Phase der Schwingungen. In Abhängigkeit von der Anlage, die die Drehmaschinen wie etwa Turbinen enthält, ist es jedoch möglich, dadurch eine Abnormalität zu diagnostizieren, daß man der Tatsache Beachtung schenkt, daß die Phase der Schwingungen in einem abnormalen Zustand unterschiedlich wird, verglichen mit jener in einem normalen Zustand. In diesem Fall ändert sich die Phase der Schwingungen beispielsweise in zweierlei Arten, nämlich die Schwingungsphase ändert sich gemeinsam mit dem Zeitablauf, während eine rotierende Maschine wie eine Turbine mit einer geschätzten Drehzahl betrieben wird, oder die Phase der Schwingungen ändert sich, wenn sich die Drehzahl ändert, während die Drehzahl erhöht wird.

Um die Diagnose einer Abnormalität unter diesen Umständen auszuführen, werden zeitabhängige Phasenveränderungen und Phasenveränderungen als Funktion der Drehzahl der Turbine als Lernmuster für die frühere Situation bzw. die spätere Situation vorgesehen. Es ist dann erforderlich, das neuronale Netzwerkmodell zu veranlassen, diese zu lernen. 30 Aus denselben Gründen, wie oben hinsichtlich der Wellenform der Schwingungen beschrieben, ist es erforderlich, infolge des Erlernens und Überwachens einer Abnormalität einen Standardpunkt auf der Achse für die Zeit im erstgenannten Fall vorzusehen und die Umdrehungszahlen in bestimmte Bereiche aufzuteilen.

Bei diesem Ausführungsbeispiel werden andere Zustände, die den Betrieb der Turbine begleiten, nicht als Lernmuster oder Daten zur Überwachung der Abnormalität verwendet. Bei der vorliegenden Erfindung ist es möglich, eine Diagnose 35 dadurch durchzuführen, daß man Gebrauch von den verschiedenartigen Begleitbedingungen macht, welche den Betriebszustand einer betrachteten Anlage anzeigen, inklusive den Fall einer Turbine. Obwohl eine Diagnose auf der Grundlage von Begleitbedingungen allein ausgeführt werden kann, sollte sie bevorzugt in Kombination mit der oben beschriebenen Diagnose durch Schwingungen ausgeführt werden.

Beispielhafte, verschiedenartige Begleitbedingungen umfassen im Fall einer Turbine die Drehzahl, die Last, den Feldstrom eines Generators, die Höhe des Unterdrucks eines Dampfkondensators, den Öldruck für die Lagerungen, die Öltemperatur für die Lagerungen, die vertikale Temperaturdifferenz in einem Turbinengehäuse usw. In diesem Fall können der Lernvorgang und die Diagnose dadurch ausgeführt werden, daß man die oben beschriebenen verschiedenartigen Begleitbedingungen, die unter Benutzung vorbestimmter Werte als Standardwerte jeweils normalisiert wurden, jeder Einheit der Eingangsschicht im neuronalen Netzwerkmodell 1400 eingibt.

45 Als solche Begleitbedingungen ist es möglich "1"/"0" Signale, die eine Aussage über AN-/AUS-Zustände treffen, statt kontinuierlicher Werte einzugeben.

Es wird beispielsweise im Fall der Drehzahl der Turbine ein "1"/"0" Signal an die entsprechende Einheit in Abhängigkeit davon eingegeben, ob die Drehzahl in einen bestimmten Bereich fällt oder nicht. Durch den Begriff "bestimmter Bereich", wie er hier verwendet wird, ist gemeint, ob sich die Drehzahl in einem gefährlichen Drehzahlbereich befindet oder 50 unter oder über dem gefährlichen Drehzahlbereich liegt.

Was andererseits die Last angeht, bedeutet der Begriff "spezieller Bereich", ob sich die Last ändert oder sich in einem stabilen Zustand befindet, oder ob die Last in einem speziellen Lastbereich liegt oder nicht. Im Hinblick auf den Feldstrom des Generators kann der Feldstrom in Abhängigkeit davon verwendet werden, ob er sich im AUS-Zustand oder im AN-Zustand befindet. Was die Höhe des Unterdrucks im Dampfkondensator angeht, den Öldruck für die Lager, die Öltemperatur für die Lager und die vertikale Temperaturdifferenz im Turbinengehäuse, können diese Bedingungen verwendet werden in Abhängigkeit davon, ob sie oberhalb oder unterhalb bestimmter Werte liegen.

Die verschiedenartigen Überwachungsdaten, die oben beschrieben sind, können auch verwendet werden, indem man sie in jeweilige neuronale Netzwerkmodelle eingibt, die ausschließlich für die jeweiligen Bedingungen vorgesehen sind. Als Alternativlösung ist es aber auch möglich, verschiedene Arten von Abnormalitäts-Überwachungsdaten in Kombination in ein einziges neuronales Netzwerkmodell einzugeben. Es ist auch möglich, die beiden Methoden zu kombinieren.

Es wird als nächstes eine Beschreibung neuronaler Netzwerkmodelle vorgenommen, von denen das eine als hierarchische Struktur und das andere als dezentralisierte Struktur aufgebaut ist.

Als Diagnosesystem, das Verwendung eines mehrschichtigen neuronalen Netzwerkmodells macht, sieht die vorliegende Erfindung beispielsweise das folgende System vor:

65 Ein Zustand-Diagnosesystem für eine Einrichtung mit Elementen, die in hierarchischer Struktur aufgebaut sind, wobei das System dazu eingerichtet ist, eine Information zu ermitteln, die eine Aussage über den Zustand liefert, der infolge des Betriebs der Einrichtung auftritt, und den Betriebszustand der Einrichtung auf der Grundlage der somit ermittelten Information zu diagnostizieren, weist die folgenden Merkmale auf: neuronale Netzwerkmodelle, die imstande sind, Informa-

tionsmuster zu lernen, die eine Aussage verschiedenartiger Zustände liefern, und die Bestimmung des Vorliegens oder der Abwesenheit einer Abnormalität sowie Einzelheiten hiervon durchzuführen, und zwar auf der Grundlage eines Signals, das an einer Ausgangseinheit erscheint, wenn eine Überwachungsinformation an der Anlage eingegeben wird, wobei eines oder mehrere der genannten Netzwerkmodelle entsprechend jeder der Stufen vorgesehen ist und die neuronalen Netzwerkmodelle auf eine solche Weise verknüpft sind, daß jedes neuronale Netzwerkmodell in einer relativ höheren Stufe eines oder mehrere neuronale Netzwerkmodelle einer relativ niedrigeren Stufe koordiniert und das neuronale Netzwerkmodell in der relativ höheren Stufe als Information Diagnoseergebnisse aus den neuronalen Netzwerkmodellen in der relativ niedrigeren Stufe nutzt.

Infolge der Struktur kann eine Diagnose unabhängig von den neuronalen Netzwerkmodellen in jeder Stufe durchgeführt werden. Zusätzlich kann eine systematische Diagnose durch die neuronalen Netzwerkmodelle in einer höheren Stufe durchgeführt werden.

Ein Diagnosesystem mit einer solchen hierarchischen Struktur wird als nächstes noch näher beschrieben.

Es ist beispielsweise in Wärmekraftwerk im allgemeinen aus mehreren Krafterzeugungseinheiten zusammengesetzt, von denen jede in ein Kesselsystem, ein Turbinensystem und ein Hilfsanlagensystem unterteilt werden kann. Jedes solcher Systeme ist dann aus mehreren Anlagenteilen oder Elementen zusammengesetzt. Wenn die vorliegende Erfindung zum Überwachen und Diagnostizieren abnormaler Schwingungen einer Großanlage mit vielen Anlagenteilen angewandt wird, die in Stufen miteinander kombiniert sind, etwa eines Wärmekraftwerks, dann ist das wirksame Erlernen dadurch möglich, daß man ein neuronales Netzwerkmodell in einer hierarchischen Struktur, ähnlich einer vielstufigen Struktur, ausbildet, wie in Fig. 12 dargestellt.

Im Hinblick auf jede Stufe können geeignete Diagnoseergebnisse und eine Betriebsanleitung unabhängig der Bedienungsperson angezeigt werden.

Bei dem Ausführungsbeispiel der Fig. 12 ist eine neuronale Netzwerkmodellgruppe 3000 auf Kraftwerkniveau in der höchsten Stufe angeordnet, nach unten gefolgt durch eine neuronale Netzwerkmodellgruppe 3100 auf Niveau einer Einheit, eine neuronale Netzwerkmodellgruppe 3200 auf Systemniveau und eine neuronale Netzwerkmodellgruppe 3300 auf dem Niveau von Einrichtungen.

Die neuronale Netzwerkmodellgruppe 3100 auf Niveau einer Einheit ist zusammengesetzt aus einem neuronalen Netzwerkmodell 3101 mit #1, einem neuronalen Netzwerkmodell 3102 für die Einheit mit #2, ... und dem neuronalen Netzwerkmodell 310n für die Einheit mit #n, welche jeweils den individuellen Krafterzeugungseinheiten entsprechen.

Die neuronale Netzwerkmodellgruppe 3200 auf Systemniveau ist zusammengesetzt aus neuronalen Netzwerkmodellen, die jeweils dem Kesselsystem, dem Turbinensystem und dem Hilfsanlagensystem entsprechen, welche in jeder der oben beschriebenen Einheiten enthalten sind. In Fig. 12 ist das neuronale Netzwerkmodell 3211 für das Kesselsystem mit #1, das neuronale Netzwerkmodell 3212 für das Turbinensystem mit #1, das neuronale Netzwerkmodell 3212 für das Hilfsanlagensystem mit #1, das neuronale Netzwerkmodell 3221 für das Kesselsystem mit #2, das neuronale Netzwerkmodell 3222 für das Turbinensystem mit #2, das neuronale Netzwerkmodell 3223 für das Hilfsanlagensystem mit #2, das neuronale Netzwerkmodell 32n1 für das Kesselsystem mit #n, das neuronale Netzwerkmodell 32n2 für das Turbinensystem mit #n und das neuronale Netzwerkmodell 32n3 für das Hilfsanlagensystem mit #n gezeigt.

In der neuronalen Netzwerkmodellgruppe 3300 auf Einrichtungsniveau sind neuronale Netzwerkmodelle entsprechend den individuellen Anlagenteilen vorgesehen, die die jeweiligen Systeme bilden. Bei dem in Fig. 12 gezeigten Ausführungsbeispiel ist ein neuronales Netzwerkmodell 3321a für den Brenner mit #2, ein neuronales Netzwerkmodell 3321b für eine Dampftrommel mit #2 und ein neuronales Netzwerkmodell 3321c für den Ofen mit #2 gezeigt, die alle vom neuronalen Netzwerkmodell 3221 für das Kesselsystem mit #2 abhängen, ein neuronales Netzwerkmodell 3322a für den Läufer mit #2, ein neuronales Netzwerkmodell 3322b für den Dampfbegler mit #2 und ein neuronales Netzwerkmodell 3322c für die Ölpumpe mit #2, die alle vom neuronalen Netzwerkmodell 3222 für das Turbinensystem mit #2 abhängen, und ein neuronales Netzwerkmodell 3323a für die Speisewasserpumpe mit #2, ein neuronales Netzwerkmodell 3323b für einen Lüfter mit #2 und ein neuronales Netzwerkmodell 3323c für den Speisewasservorwärmer mit #2, die alle vom neuronalen Netzwerkmodell 3223 für das Hilfsanlagensystem mit #2 abhängen.

Bei dem oben beschriebenen Ausführungsbeispiel liegt das gesamte Diagnosesystem in hierarchischer Struktur, d. h. vielstufiger Struktur, vor. In den niedrigeren Stufen ist das Diagnosesystem systemweise oder einrichtungsweise unterteilt oder gruppiert.

In Abhängigkeit von der Zielrichtung der Diagnose kann das Diagnosesystem auch mit einer geteilten oder dezentralisierten Struktur aufgebaut werden, statt daß man es in einer hierarchischen oder mehrstufigen Struktur aufbaut.

Wenn ein neuronales Netzwerkmodell in einer hierarchischen oder vielstufigen Struktur oder auch in einer geteilten oder dezentralisierten Struktur aufgebaut ist, wie oben beschrieben ist es möglich, das neuronale Netzwerkmodell zu veranlassen, den Erfordernissen entsprechend teilweise zu lernen, wobei die Durchführung eines effektiven Lernvorganges ermöglicht ist.

Das obige Ausführungsbeispiel der vorliegenden Erfindung wurde beschrieben, wobei man die Diagnose von Abnormalitäten einer Dampfturbine beispielsweise herangezogen hat. Die vorliegende Erfindung kann auf eine dem obigen Ausführungsbeispiel ähnliche Weise auch zur Diagnose des Betriebszustandes verschiedenartiger Objekte angewendet werden, vorausgesetzt, daß die Wellenformen mechanische Schwingungen, akustische Schwingungen oder Vibrationen oder elektromagnetische Schwingungen oder Vibrationen, die den Abnormalitäten der Anlage inhärent sind, verwendet werden. Beispielsweise sind mechanische, akustische und elektromagnetische Schwingungen und Vibrationen alle für Generatoren und Motoren nutzbar. Was Anlagen bzw. Einrichtungen angeht, wie etwa Pumpen, Lüfter, Brecher, Mahlwerke, Wärmeaustauscher, Gasturbinen, Verdichter, Klimaanlage, Kühleinrichtungen, Zentrifugen, hydraulische Anlagen, Lager, Druckgehäuse, Kraftübertragungen, Gangschaltgetriebe, Rührwerke, Dampftrommeln, Verteilerrohre, Heizeinrichtungen, Kohle-Zuführeinrichtungen, Brenner, Dampfrohre, Wasser-Speiserohre, Pipelines, Sammelrohre, Wärmeübertragungsleitungen, Ventile, Einspritzdüsen, Kupplungen, Verbindungen, Kohleschütter, Luftleitungen, Flammrohre, Luftdämpfer, Gasdämpfer, Staubsammler, Abscheidetanks, Siebe, Druckverringerungsmaschinen, hydraulische Turbinen, Windmühlen, Walzmaschinen, oszillierende Maschinen, Schrauben, Hubwerke, Aufzüge, Winden, Schwun-

gräder, Radlader, Bandförderer und Jahrmarkt-Vergnügungsfahrzeuge und -anlagen angeht, kann die Diagnose des Betriebszustandes, zusammen mit der Diagnose einer Abnormalität, auf eine dem obigen Ausführungsbeispiel ähnliche Weise dadurch ausgeführt werden, daß man die Wellenformen mechanischer Schwingungen und jene akustischer Schwingungen und Vibrationen benutzt.

Bei dem Ausführungsbeispiel der vorliegenden Erfindung sind die Ursachen von Abnormalitäten als Diagnoseergebnisse in fallender Reihenfolge ihres Gewißheitsfaktors aufgelistet, wie in Fig. 11 gezeigt. Es kann mühelos realisiert werden, eine Anleitung für eine Gegenmaßnahme für jeden Grund einer Abnormalität anzuzeigen.

Es ist nämlich nur notwendig, Anleitungen für Gegenmaßnahmen in Zuordnung zu den entsprechenden Lernmustern in der Lernmuster-Speichereinheit 1300 einzuspeichern, die in Fig. 1 gezeigt ist. Dies ermöglicht es, eine Anleitung von Gegenmaßnahmen gemeinsam mit den entsprechenden Ursachen von Abnormalitäten als Diagnoseergebnisse auf dem Kathodenstrahlröhrenbildschirm der Mensch-Maschinen-Schnittstelle 2000 anzuzeigen. Die Bedienungsperson kann dann unverzüglich die Gegenmaßnahme bewirken, so daß die Anlage sicher betrieben werden kann.

Die vorliegende Erfindung benutzt als neue Lernmuster die Wellenform von Schwingungen und andere Hilfsbedingungen zum Zeitpunkt des Auftretens einer Abnormalität, so daß solche neuen Lernmuster gemeinsam mit den Diagnoseergebnissen in der Lernmuster-Speicherfunktion 1300 gespeichert werden können. Diese neuen Lernmuster können auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre in Übereinstimmung mit einer Abfrage durch die Bedienungsperson jedesmal, wenn erforderlich, angezeigt werden. Bei diesem Ausführungsbeispiel werden die Diagnoseergebnisse auf der Kathodenstrahlröhre angezeigt. Obwohl in Fig. 1 nicht gezeigt, können sie auch mühelos durch eine Alarmanzeige, eine Leuchtanzeige, eine akustische Anzeige und/oder dergleichen angezeigt werden, um es der Bedienungsperson zu ermöglichen, sich rasch ein Bild der Situation zu machen und im Fall des Auftretens einer Abnormalität eine Gegenmaßnahme zu bewirken.

Bei den oben beschriebenen Ausführungsbeispielen sind Schwingungsfühler (nicht gezeigt), die Schwingungswellenform-Speicherfunktionen 1100, die Daten-Umwandlungsfunktion 1200 und die neuronalen Netzwerkmodelle 1400 in einer 1 : 1-Zuordnung angeordnet, wie in Fig. 1 gezeigt. Es können jedoch die Schwingungswellenformen, die aus mehreren Meßfühlern erhalten werden, auch in Abhängigkeit vom Objekt der Überwachung abnormaler Schwingungen und der Diagnose benutzt werden. In einem solchen Fall kann die vorliegende Erfindung auch ohne Abwandlungen ihrer wesentlichen Merkmale dadurch angewandt werden, daß man irgendeine der unten zu beschreibenden Aufbauten benutzt.

Ein Diagnosesystem eines ersten Aufbaus ist zusammengesetzt aus mehreren Daten-Umwandlungsfunktionen, um getrennt Schwingungs-Wellenformdaten, die jeweils durch eine gleiche Vielzahl von Meßfühlern ermittelt wurden, die an einer gleichen Vielzahl von Stellen an der Anlage angeordnet sind, umzuwandeln, und einer gleichen Vielzahl von neuronalen Netzwerkmodellen, die entsprechend den einzelnen Anordnungsstellen der Meßfühler vorgesehen sind, wobei die neuronalen Netzwerkmodelle imstande sind, Muster verschiedenartiger abnormaler Schwingungserscheinungen zu lernen und die Bestimmung der Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität sowie die Einzelheiten dieser auf der Grundlage der Position eines Signals durchzuführen, das an einer Ausgangseinheit erscheint, wenn die die Abnormalität überwachenden Daten eingegeben werden.

Dieses System ist nämlich so aufgebaut, wie dies in Fig. 13 gezeigt ist, nämlich durch Versehen der Anlage 4000 zur Überwachung abnormaler Schwingungen und Diagnose mit mehreren Schwingungsmeßfühlern 4011, 4012, ... 401n und dann durch Versehen von Schwingungswellenform-Speicherfunktionen 4021, 4022, 402n, Datenumwandlungsfunktionen 4031, 4032, ... 403n und neuronalen Netzwerkmodellen 4041, 4042, ... 404n entsprechend diesen Meßfühlern 4011 bis 401n.

Die in Fig. 13 dargestellte Anordnung führt die Verarbeitung der Schwingungssignale von den individuellen Meßfühlern 4011 bis 401n zur Speicherung und Datenumwandlung unabhängig durch. Dieses Ausführungsbeispiel ist dort wirksam, wo sich die neuronalen Netzwerkmodelle voneinander nach Größe oder Verwendungszweck unterscheiden. Ferner kann dieses Ausführungsbeispiel als eine Anordnung mehrerer Diagnosesysteme angesehen werden. Ein solches System ist beispielsweise dann geeignet, wenn das Objekt in mehrere Bereiche unterteilt ist und diese Bereiche unabhängig kontrolliert werden.

Ein Diagnosesystem gemäß einem zweiten Aufbau ist aus einer Datenumwandlungsfunktion zum Umwandeln der Schwingungswellenformdaten, die durch mehrere Meßfühler ermittelt wurden, die an einer gleichen Mehrzahl von Stellen an der Anlage angeordnet sind, um Abnormalitäts-Überwachungsdaten im Time-Sharing-Betrieb zu überwachen, und einer gleichen Vielzahl von neuronalen Netzwerkmodellen zusammengesetzt, die entsprechend den einzelnen Anordnungsstellen der Meßfühler vorgesehen sind, wobei die neuronalen Netzwerkmodelle imstande sind, Muster verschiedenartiger abnormaler Schwingungserscheinungen zu erkennen und die Bestimmung der Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität sowie deren Einzelheiten auf der Grundlage der Lage eines Signals durchzuführen, das an einer Ausgangseinheit auftritt, wenn die Abnormalitäts-Überwachungsdaten eingegeben werden.

Dieses System hat nämlich einen solchen Aufbau, daß, wie in Fig. 14 gezeigt, mehrere Meßfühler 4111, 4112, ... 411n vorgesehen sind, Schwingungssignale, die aus diesen Meßfühlern erhalten werden, unter Time-Sharing in einer Schwingungswellenform-Speicherfunktion 4121 und einer Datenumwandlungsfunktion 4131 verarbeitet werden und die Ausgänge der Daten-Umwandlungsfunktion 4131 dann unter Time-Sharing in mehrere neuronale Netzwerkmodelle 4141, 4142, ... 414n jeweils eingegeben werden.

Der in Fig. 14 dargestellte Aufbau kann die Speicherung und Datenumwandlung von Schwingungssignalen aus den einzelnen Meßfühlern 4111 bis 411n jeweils durch eine gemeinsame Methode durchführen. Dieses Ausführungsbeispiel ist beispielsweise zur Verwendung in einem solchen Fall geeignet, in welchem die neuronalen Netzwerkmodelle gemeinsam die gesamten Daten oder einen Teil hiervon benutzen, obwohl die neuronalen Netzwerkmodelle nach Größe oder Verwendungszweck voneinander unterschiedlich sind.

Ein Diagnosesystem mit einem dritten Aufbau ist zusammengesetzt aus einer Datenumwandlungsfunktion zum Umwandeln der Schwingungswellenformdaten, die durch mehrere Meßfühler ermittelt wurden, die an einer gleichen Vielzahl von Stellen an der Anlage angeordnet sind, in Abnormalitäts-Überwachungsdaten unter Time-Sharing, sowie einer gleichen Vielzahl von neuronalen Netzwerkmodellen, die entsprechend den einzelnen Anordnungsstellen der Meßfühler

vorgesehen sind, wobei die neuronalen Netzwerkmodelle imstande sind, Muster verschiedenartiger abnormaler Schwingungserscheinungen zu erlernen und unter Time-Sharing die Bestimmung der Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität sowie deren Einzelheiten auf der Grundlage der Lage eines Signals durchzuführen, das an einer Ausgangseinheit auftritt, wenn die Abnormalitäts-Überwachungsdaten eingegeben werden.

Bei diesem System sind, wie in Fig. 15 dargestellt, mehrere Meßfühler 4211, 4212, ... 421n vorgesehen, die aus diesen Meßführern erhaltenen Schwingungssignale werden unter Time-Sharing bei einer Schwingungswellenform-Speicherfunktion 4221 und Daten-Umwandlungsfunktion 4231 verarbeitet, und die Ausgänge dieser Daten-Umwandlungsfunktion 4231 werden unter Time-Sharing in ein einziges neuronales Netzwerkmodell 4241 eingegeben, um gemeinsam das neuronale Netzwerkmodell 4241 zu benutzen.

Die in Fig. 15 gezeigte Anordnung kann die Speicherung und Datenumwandlung von Schwingungssignalen aus den einzelnen Meßführern durch ein gemeinsames Vorgehen durchführen und ist auf eine solche Weise wirksam, daß die Daten aus den einzelnen Meßführern eine ähnliche Größe aufweisen und für ähnliche Zwecke verwendet werden.

Das Ausführungsbeispiel wurde als Diagnosesystem beschrieben, das sowohl mit einer Lernfunktion als auch einer Diagnosefunktion für abnormale Schwingungserscheinungen eines unter Diagnose stehenden Objekts ausgestattet ist. Die vorliegende Erfindung kann jedoch auch dadurch realisiert werden, daß man diese Funktionen als getrennte Systeme verkörpert. In diesem Fall ist das erste als ein für den Lernvorgang bestimmtes System ausgebildet, während das letzte als ein für die Diagnose bestimmtes System verkörpert ist.

Wenn es als ein für die Diagnose bestimmtes System verkörpert wird, dann speichert die Lernmuster-Speicherfunktion 1300 die Muster verschiedenartiger Schwingungserscheinungen, die während des Betriebs der zugeordneten Anlage und einer anderen, ähnlichen Anlage ermittelt werden, zum Zwecke des Lernens. Die Lern-Kontrollfunktion 1500 veranlaßt das neuronale Netzwerkmodell 1400, diese Muster einzulernen.

Im Fall eines für die Diagnose bestimmten Systems werden die Informationen im Inneren des neuronalen Netzwerkmodells, die einen mittels des für den Lernvorgang bestimmten Systems vervollständigten Lerninhalt aufweist, nämlich Information der Stärkenverteilung der Verknüpfung im Kreis, eingegeben und bilden ein eigenes neuronales Netzwerkmodell, wobei die Diagnosefunktion wirksam ist.

Die Diagnosefunktion des für die Diagnose bestimmten Systems kann dadurch erhalten werden, daß man dem für den Lernvorgang bestimmten System das neuronale Netzwerkmodell entleiht, an welches die Stärkeverteilung der Verknüpfung im Kreis abgegeben wurde.

Beim vorliegenden Ausführungsbeispiel wurde die vorliegende Erfindung als ein Abnormalitäts-Diagnosesystem beschrieben. Diese Erfindung kann aber auch als ein System zum Vorhersehen bzw. Vorhersagen einer Abnormalität ausgebildet sein. In diesem Fall ist es lediglich erforderlich, eine Information, welche eine Aussage über Anzeichen zum Zeitpunkt des Auftretens der Abnormalitäten enthält, als Muster zu benutzen, die vom neuronalen Netzwerkmodell 1400 einzulernen sind.

Beispielsweise kann das Abnormalitäts-Vorhersehsystem bzw. -Vorhersagesystem mit einer Datenumwandlungsfunktion ausgebildet sein, um Schwingungsinformation, welche von einem Meßfühler ermittelt wurde, in die Abnormalität überwachende Daten umzuwandeln, einem neuronalen Netzwerkmodell zum Lernen von Mustern verschiedenartiger abnormaler Vibrationserscheinungen, wobei das neuronale Netzwerkmodell imstande ist, die Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität und ihre Einzelheiten in Übereinstimmung mit der Lage eines Signals vorherzusehen bzw. vorauszusagen, das an der Ausgangseinheit infolge der Eingabe der die Abnormalität überwachende Daten erscheint, und einer diagnostischen Mensch-Maschine-Schnittstelle, um einen Benutzer mit den Ergebnissen der Voraussicht bzw. Vorhersage als Ausgangsinformation aus dem neuronalen Netzwerkmodell zu versehen.

Dieses System zum Vorhersehen/Vorhersagen der Abnormalität kann grundsätzlich auf dem oben beschriebenen Ausführungsbeispiel des diagnostischen Systems auf ähnliche Weise aufgebaut sein. Dies ist auch hinsichtlich der bevorzugten Ausführungsbeispiele anwendbar. Beispielsweise können die Ergebnisse der Voraussicht/Vorhersage ausgegeben werden wie folgt:

- (1) als Ergebnisse der Voraussicht/Vorhersage die Anzeige am Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre mindestens einer Information, die die Erscheinung beschreibt, einer Information, die die Ursache beschreibt, und einer Information über eine Anleitung zu einer Gegenmaßnahme,
- (2) als Ergebnisse der Voraussicht/Vorhersage die Anzeige auf dem Bildschirm einer Kathodenstrahlröhre möglicher Ursachen gemeinsam mit ihren jeweiligen Gewißheitsfaktoren, die bestimmt sind durch die Pegel der entsprechenden Ausgänge aus dem neuronalen Netzwerkmodell, und
- (3) die Information des Benutzers über die Ergebnisse der Voraussicht/Vorhersage durch mindestens eines der Mittel Alarm, Lichtanzeige und akustische Ansage.

Es ist aus der Natur der vorliegenden Erfindung her deutlich, daß eine mechanische, akustische und elektromagnetische Meßeinrichtung entweder einzeln oder in jeder gewünschten Kombination als Vibrations- oder Schwingungsmeßfühler im Diagnosesystem der vorliegenden Erfindung benutzt werden kann.

Es ist ferner möglich, die Lernmuster-Speicherfunktion 1300 oder eine Magnet-Diskette oder ein Magnetband – ein Aufzeichnungsmedium der Speicherfunktion – selbst als externe Einheit oder als von außen her versorgte Datenbasis für das Diagnosesystem vorzusehen. Das Grundprinzip der Erfindung wird durch eine solche Modifizierung nicht geändert.

Das Grundprinzip der Erfindung wird auch dann nicht geändert, wenn das Diagnosesystem dadurch aufgebaut wird, daß man die Datenumwandlungsfunktion 1200 als externe Einheit des Diagnosesystems einbezieht, nämlich als Datenumwandler.

Als noch weitere Ausführungsbeispiele der vorliegenden Erfindung sind ein Diagnose-Trainingssystem und ein Betriebs-Trainingssystem bekannt. Diese Systeme können dadurch aufgebaut werden, daß man einfach eine Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität dem bereits oben beschriebenen Abnormalitäts-Diagnosesystem hinzufügt.

Das Diagnose-Trainingssystem kann beispielsweise aus einem neuronalen Netzwerkmodell aufgebaut sein, das imstande ist, die Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität sowie deren Einzelheiten auf der Grundlage der Lage eines Signals zu bestimmen, das an einer Ausgangseinheit infolge der Eingabe von Abnormalitäts-Überwachungsdaten über eine Schwingungserscheinung einer Anlage als Objekt des Trainings der Diagnose erscheint, einer angenommenen Abnormalität erzeugenden Funktion, um als Abnormalitäts-Überwachungsdaten eine Information festzusetzen, die verschiedenenartigen angenommenen Abnormalitätsursachen entspricht, und zwar an einem Eingangsabschnitt des neuronalen Netzwerkmodells, und einer Mensch-Maschine-Schnittstelle, um einem Benutzer Diagnoseergebnisse anzuzeigen, die an der Ausgangseinheit erscheinen, wenn die von der Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität erzeugten Daten in das neuronale Netzwerkmodell eingegeben wurden.

Das Diagnose-Trainingssystem dieses Ausführungsbeispiels und das Betriebs-Trainingssystem des nächsten Ausführungsbeispiels können beide so aufgebaut sein, daß man das Diagnosesystem benutzt, das in Fig. 1 gezeigt ist. Sie sind nämlich durch den Rechenprozessor 1000 und die Mensch-Maschinen-Schnittstelle 2000 aufgebaut. Obwohl die Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität nicht dargestellt ist, kann sie als eine Funktion des Rechenprozessors 1000 vorgesehen sein oder kann extern eingerichtet und angeschlossen sein.

Das Diagnose-Trainingssystem ist wirksam, das Training für die Verbesserung der Diagnosetechniken durch Anzeige von Diagnoseergebnissen zu gestatten, welche an der Ausgangseinheit erscheinen, wenn Daten, die jeweiligen verschiedenartigen angenommenen Abnormalitätsursachen entsprechen, für den Eingangsabschnitt des neuronalen Netzwerkmodells 1400 von der Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität her festgesetzt werden, und zwar für eine zu trainierende Person mittels Bildschirms der Kathodenstrahlröhre der Mensch-Maschine-Schnittstelle 2000.

Andererseits kann das Betriebstrainingssystem beispielsweise aus einem neuronalen Netzwerkmodell aufgebaut sein, das imstande ist, die Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität und deren Details auf der Grundlage der Lage eines Signals zu bestimmen, das an einer Ausgangseinheit infolge der Eingabe von Abnormalitätsüberwachungsdaten über eine Schwingungserscheinung einer Anlage erscheint, die das Objekt des Betriebstrainings bildet, einer Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität, um als Abnormalitäts-Überwachungsdaten Daten an einem Eingangsabschnitt des neuronalen Netzwerkmodells festzusetzen, die verschiedenartigen angenommenen Abnormalitätsursachen entsprechen und einer Mensch-Maschinen-Schnittstelle um einem Benutzer eine Anleitung für eine Gegenmaßnahme anzuzeigen, die auf den Diagnoseresultaten beruht, die an der Ausgangseinheit erscheinen, wenn die aus der Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität erzeugten Daten in das neurale Netzwerkmodell eingegeben wurden.

Das Betriebstrainingssystem bewirkt, daß das Training für die Verbesserung von Betriebstechniken durch Anzeige einer Anleitung für eine Gegenmaßnahme auf der Grundlage von Diagnoseergebnissen gestattet wird, welche an der Ausgangseinheit dann erscheinen, wenn Daten entsprechend jeweiligen verschiedenartigen angenommenen Abnormalitätsursachen für den Eingangsabschnitt des neuronalen Netzwerkmodells 1400 von der Funktion zum Erzeugen einer angenommenen Abnormalität der festgesetzt werden, und zwar für einen Trainierenden und mittels des Bildschirms einer Kathodenstrahlröhre.

Als noch andere Ausführungsbeispiele der vorliegenden Erfindung liegt ein System zum Beitragen zum Abschätzen der Betriebslebensdauer für eine Anlage und ein die Wartung unterstützendes System für eine Anlage vor. Das erste schätzt die Betriebslebensdauer einer Anlage durch Gebrauch der Tatsache, daß die Stärke oder Wellenform von Schwingungen sich dann ändert, wenn die Betriebslebensdauer einer Anlage aufgebraucht ist, und zeigt die somit gesetzte Betriebslebensdauer der Bedienungsperson an. Andererseits erstellt das letztgenannte System ein Wartungsprogramm für eine Anlage auf der Grundlage der Abnormalitätsursache, die durch das System zur Überwachung abnormaler Schwingung und Diagnose angezeigt wird, das bereits oben beschrieben ist, oder auf der Grundlage der Information über die Betriebslebensdauer der Anlage, welche aus dem oben beschriebenen System zum Beitragen zum Abschätzen der Betriebslebensdauer erhalten wurde, und bietet es der Bedienungsperson oder der Wartungsmannschaft an.

Diese Systeme können in dem bereits oben beschriebenen diagnostischen System in ähnlicher Weise aufgebaut sein. Deshalb werden sie nachfolgend unter Bezug auf Fig. 1 beschrieben.

Das System zum Unterstützen des Abschätzens der Betriebslebensdauer kann dadurch eingerichtet werden, daß man als Lermuster verschiedenartige Daten vorsieht, bei denen die Schwingungsstärken oder Schwingungswellenformen der Anlage den entsprechenden Betriebslebensdauer-Verbrauchswerten zugeordnet werden, und man dann das neuronale Netzwerkmodell 1400 veranlaßt, sie im vorhinein zu lernen.

Dieses System zum Beitragen zur Abschätzung der Betriebslebensdauer kann aufgebaut sein aus einer Datenumwandlungsfunktion zum Umwandeln der Schwingungswellenformdaten, die von Meßfühlern gemessen wurden, in Daten zum Abschätzen der Betriebslebensdauer, einem neuronalen Netzwerkmodell zum Einlernen von Mustern verschiedenartiger Schwingungserscheinungen, wobei das neuronale Netzwerkmodell imstande ist, die Betriebslebensdauer der Anlage auf der Grundlage der Größe eines Signals abzuschätzen, das in einer Ausgangseinheit infolge der Eingabe der Betriebslebensdauer Schätzdaten erscheint, und einer Mensch-Maschinen-Schnittstelle für die Abschätzung der Betriebslebensdauer, die einen Benutzer mit den Ergebnissen der Schätzung der Betriebslebensdauer als Ausgangsinformation aus dem neuronalen Netzwerkmodell versieht.

Das System zum Beitragen zum Abschätzen der Betriebslebensdauer ermöglicht es, aus einer Information über Schwingungen die Betriebslebensdauer der Anlage beim Betrieb abzuschätzen. Es ist somit möglich, Unfälle zu vermeiden, um die Erleichterung der Überwachung der Betriebslebensdauer der Anlage nicht zu erwähnen.

Das die Wartung unterstützende System kann dadurch eingerichtet werden, daß man als Lermuster Informationen über Instandhaltungsprogramme vorsieht, nämlich Plätze und Zeiten der Instandsetzung, Arbeitsvorgänge usw. in Zuordnung zu ihren entsprechenden Abnormalitätsursachen oder zur Information über die Betriebslebensdauer einer Anlage, und daß man dann das neuronale Netzwerkmodell 1400 veranlaßt, diese im voraus einzulernen.

Dieses System zum Unterstützen der Wartung kann aus einem neuronalen Netzwerkmodell aufgebaut sein, um als Muster Instandhaltungsprogramme gemeinsam mit verschiedenartigen Abnormalitätsursachen und/oder Informationen über die Betriebslebensdauer einzulernen, wobei das neuronale Netzwerkmodell imstande ist, jedes der Instandhaltungs-

programme dann auszugeben, wenn seine entsprechende Abnormalitätsursache und/oder Informationen über die Betriebslebensdauer eingegeben werden, und einer Mensch-Maschinen-Schnittstelle für die Instandhaltung, um einen Benutzer mit dem Instandhaltungsprogramm als Ausgangsinformation aus dem neuronalen Netzwerkmodell zu versehen.

Das die Instandhaltung unterstützende System kann ein geeignetes Instandhaltungsprogramm in jenem Fall vorsehen, daß eine Abnormalität auftritt, oder entsprechend einer Anfrage von einer Bedienungsperson her. Es ist möglich, Unfälle zu vermeiden, und außerdem die Instandhaltungsarbeit einer Anlage effektiver zu machen und ihre Kosten zu verringern.

Bei jedem der obigen Ausführungsbeispiele ist das neuronale Netzwerkmodell als Rechenprozessor aufgebaut. Er kann aber auch durch eine spezielle Einrichtung bzw. Hardware gebildet werden. In diesem Fall kann ein analoger integrierter Schaltkreis, digitaler integrierter Schaltkreis o. dgl. verwendet werden.

Bei jedem der obigen Ausführungsbeispiele ist eine Kathodenstrahlröhre als Anzeige verwendet. Es kann aber auch eine andere Anzeige wie eine Flüssigkristallanzeige, Plasmaanzeige oder Elektrolumineszenzanzeige benutzt werden.

Das System eines jeden obigen Ausführungsbeispiels kann aus einem tragbaren Informationsprozessor, beispielsweise einem Laptop-Computer, aufgebaut sein, wobei man ein tragbares Diagnosesystem vorsieht.

Ferner kann das Diagnosesystem der vorliegenden Erfindung das System eines jeden der obigen Ausführungsbeispiele erforderlichenfalls dadurch aufbauen, daß man Informationen oder Daten vorsieht, welche jenen Informationen entsprechen, die als Stadium des Lernens oder als Diagnoseresultate vom neuronalen Netzwerkmodell vorzusehen sind. Außerdem können mehrere Arten von Systemen durch eine einzige Hardware bereitgestellt werden, wenn mehrere Arten solcher Information oder Daten vorgesehen sind.

Bei dem obigen Ausführungsbeispiel wird der Zustand durch Verwendung einer Information auf der Grundlage von Schwingungen diagnostiziert. Es ist die Diagnose aber auch durch Verwendung anderer Information möglich.

Es ist ein Zustands-Diagnosesystem für eine Anlage offenbart. Das System ist aus einem neuronalen Netzwerkmodell aufgebaut, um eine oder mehrere Informationsmuster über Schwingungen im vorhinein zu erlernen, die in einem speziellen Betriebszustand der Anlage erzeugt werden, und zwar in Zuordnung zum entsprechenden Betriebszustand, und zum Erhalten eines Ausgangssignals, das den Ergebnissen des Lernvorgangs entspricht, wenn eine Information über Schwingungen, die infolge des Betriebs der Anlage erzeugt werden, eingegeben wird, aus einer Eingangseinheit zum Eingeben der Information über Schwingungen, die infolge des Betriebs der Anlage erzeugt werden, in das neuronale Netzwerkmodell, und aus einer Ausgangseinheit zum Abgeben des Ausgangssignals aus dem neuronalen Netzwerkmodell als Diagnoseresultat an den Benutzer. Es sind auch Zustands-Diagnoseverfahren, ein Lernsystem, ein System zum Vorausschauen bzw. zur Vorhersage, ein Diagnose-Trainingssystem, ein System zum Beitragen zum Abschätzen der Betriebslebensdauer und ein System zum Unterstützen der Wartung offenbart.

Patentansprüche

1. Betriebszustand-Diagnosevorrichtung für eine rotierende Maschine, die eine Betriebszustand-Diagnoseeinheit zur Diagnostizierung der rotierenden Maschine, Mittel (1100) zur Ermittlung von zeitabhängigen Schwingungsformen durch Aufzeichnen zumindest einer Schwingungsinformation über die Schwingungen, die beim Betrieb der rotierenden Maschine erzeugt werden, eine Datenumwandlungsvorrichtung (1200) zur Umwandlung, nämlich zur Normierung der aufgezeichneten Schwingungsformdaten, sowie eine Ausgabereinheit (1600) zur Ausgabe eines Betriebszustand-Diagnoseergebnisses umfaßt, dadurch gekennzeichnet, daß die rotierende Maschine eine Dampfturbine ist und die Betriebszustand-Diagnoseeinheit ein neuronales Netz (1400) sowie eine Lerneinheit (1300) umfaßt.
2. Betriebszustand-Diagnosevorrichtung nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß die Lerneinheit (1300) einen Lernmuster-Speicher (1300), um zu Lernzwecken Muster verschiedenartiger abnormaler Schwingungserscheinungen zu speichern, die während des Betriebs der Dampfturbine ermittelt wurden, aufweist, wobei die zeitabhängigen Schwingungen eines jeden der Muster der verschiedenartigen abnormalen Schwingungserscheinungen kombiniert mit einer Information über die Anwesenheit oder Abwesenheit einer Abnormalität und deren Einzelheiten vom neuronalen Netz (1400) gelernt werden, wenn das Muster eingegeben wird, und eine Lern-Kontrollvorrichtung (1500), um das neuronale Netz zu veranlassen, die im Lernmuster-Speicher gespeicherte Information zu lernen, vorgesehen ist.
3. Betriebszustand-Diagnosevorrichtung nach Anspruch 1 oder 2, dadurch gekennzeichnet, daß die Datenumwandlungsvorrichtung (1200) zum Umwandeln der ermittelten Schwingungsinformation in Abnormalitäts-Überwachungsdaten vorgesehen ist, das neuronale Netz (1400) zum Einlernen von Mustern verschiedenartiger abnormaler Schwingungserscheinungen verwendet wird, wobei das neuronale Netz imstande ist, eine Abnormalität in Übereinstimmung mit der Position eines Signals vorauszusehen bzw. vorherzusagen, das an der Ausgangseinheit (1600) infolge des Eingangs der Abnormalitäts-Überwachungsdaten erscheint, und eine Mensch-Maschinen-Schnittstelle (2000) vorgesehen ist, um einen Benutzer mit den Resultaten der Vorschau bzw. Vorhersage als Ausgangsinformation aus dem neuronalen Netz zu versehen.

Hierzu 14 Seite(n) Zeichnungen

- Leerseite -

FIG. 1

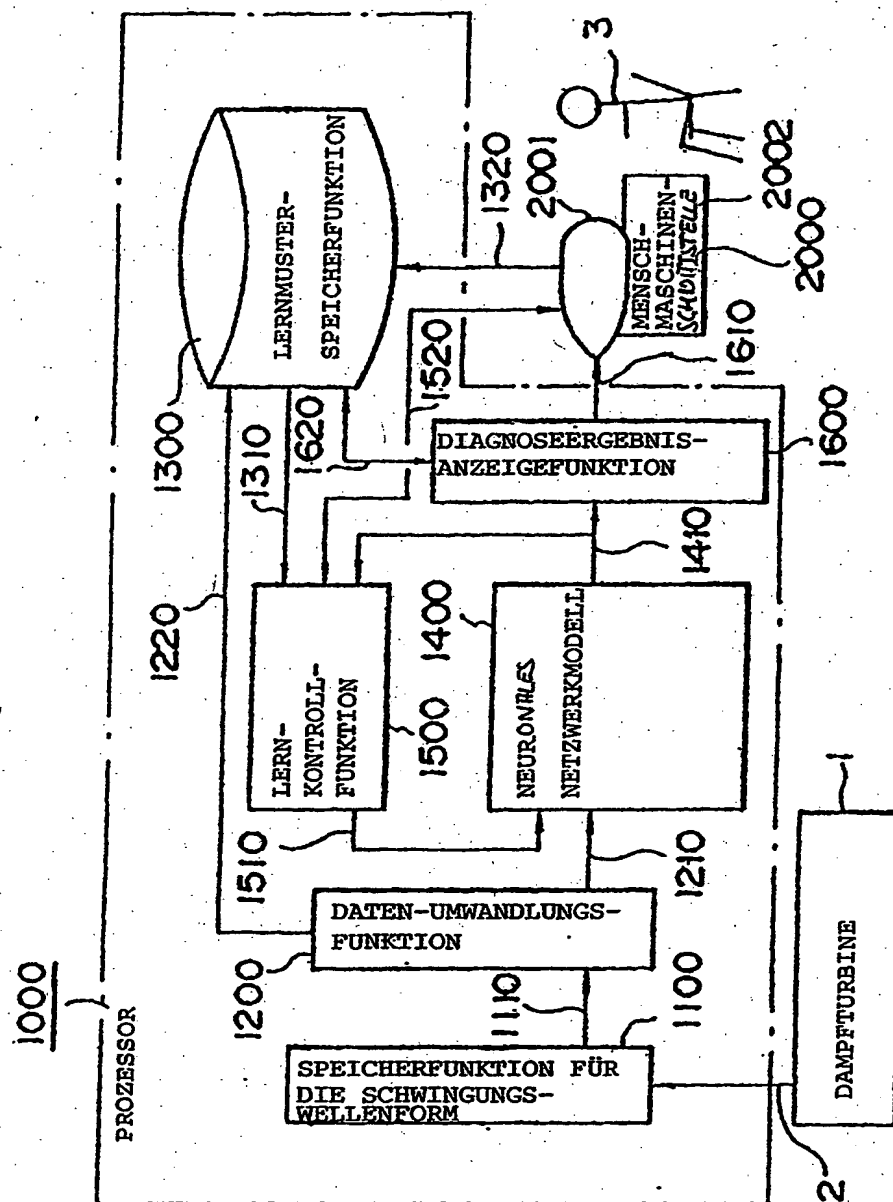


FIG. 2

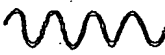









NR.	WELLENFORM DER SCHWINGUNGEN	ERSCHEINUNG	URSACHE
1		SICH ALLMÄHLICH ÄNDERNDE UNWUCHT	a. ÄNDERUNGEN IN DER AUSRICHTUNG b. THERMISCHE BIEGUNG DES LÄUFERS
2		PLÖTZLICH AUFTRETENDE UNWUCHT	a. VERLAGERUNG EINER KUPPLUNG b. UNGLEICHMÄSSIGE MAGNETISCHE ANZUGSKRAFT
3		SCHÄUMENDES ÖL ODER SCHÄUMENDE FLÜSSIGKEIT	a. UNGLEICHMÄSSIGE STÄRKE DES ÖL- FILMS FÜR GLEITLAGER b. STRÖMUNGSMITTELKRAFT IN WASSER- GEDICHTETEM SPIEL
4		VERWIRBELUNG INFOLGE INNERER REIBUNG	a. SCHLUPF AN EINGREIFENDEN TEILEN DER LÄUFERSCHEIBEN b. INNERE REIBUNG DES LÄUFER- MATERIALS
5		VERWIRBELUNG INFOLGE DER TROCKENREIBUNG	a. BERÜHRUNG ZWISCHEN ROTIERENDEM TEIL UND ORTSFESTEM TEIL
6		DAMPFWIRBEL	a. UNGLEICHMÄSSIGE SPIELE AN DEN SCHAUFELSPITZEN b. UNGLEICHMÄSSIGE LABYRINTH- DICHTUNG
7		UNTERHARMONISCHE RESONANZ	a. TOTGANG UND LOSE TEILE AN DEN LAGERUNGEN b. EINDRINGEN VON FREMDKÖRPERN IN EINGREIFENDE TEILE DER LAGERUNGEN
8		SEKUNDÄRE KRITISCHE DREHZAH	a. ASYMMETRIE DER BIEGESTEIFIG- KEIT DER WELLE
9		SCHWINGUNGEN DURCH RISS	a. ENTWICKLUNG EINES RISSES IN EIN TEIL DER WELLE
10		NORMALBETRIEB	a. KEINE ABNORMALITÄT

FIG. 3

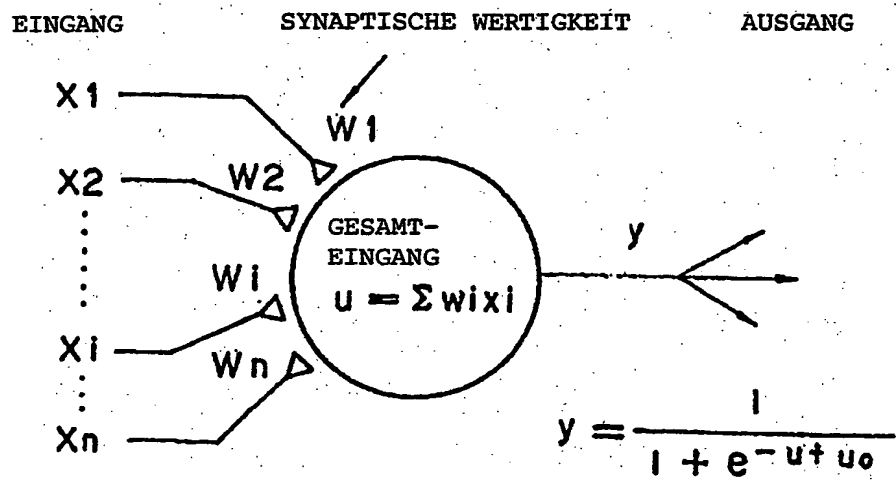
1420

FIG. 4

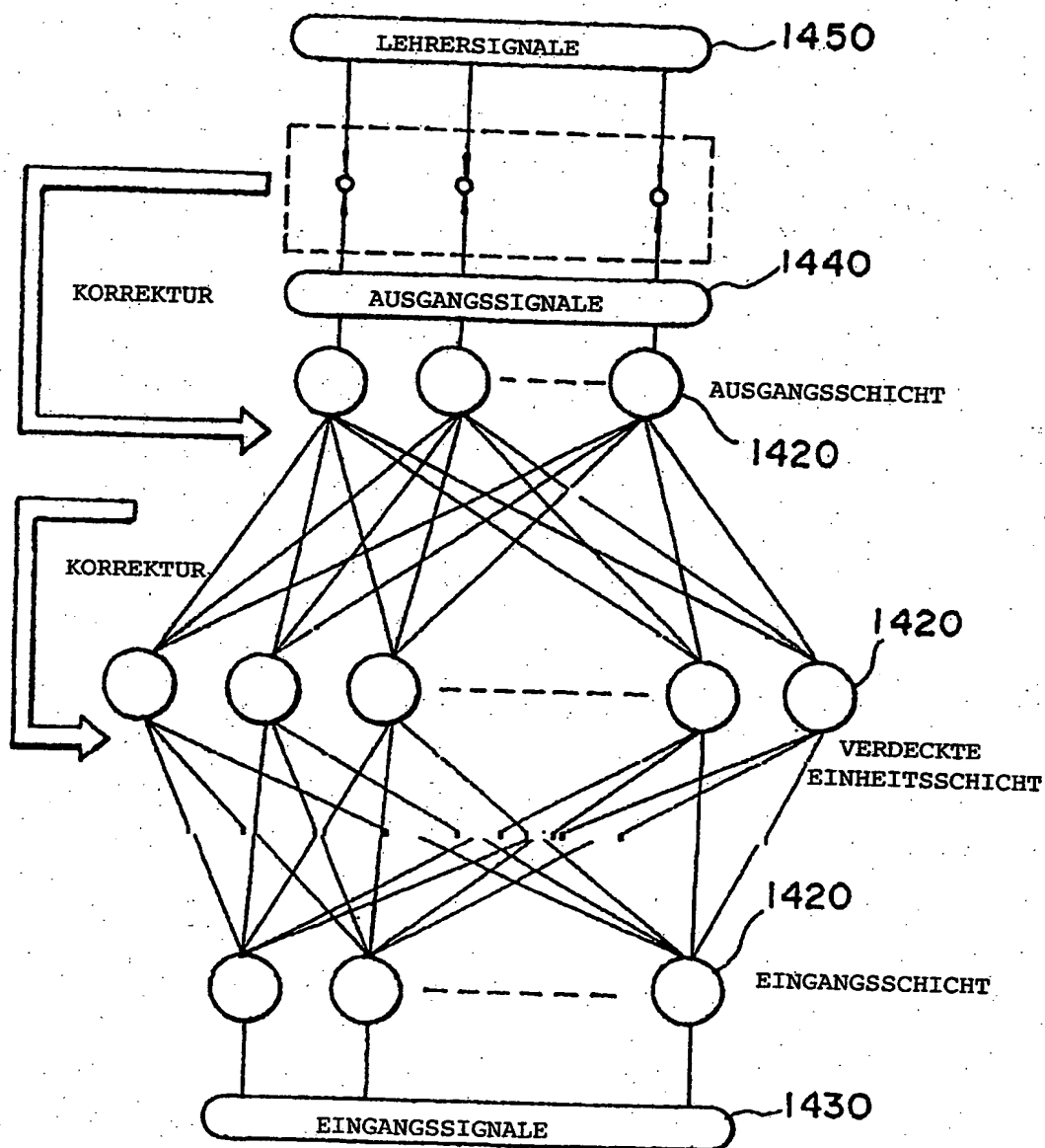
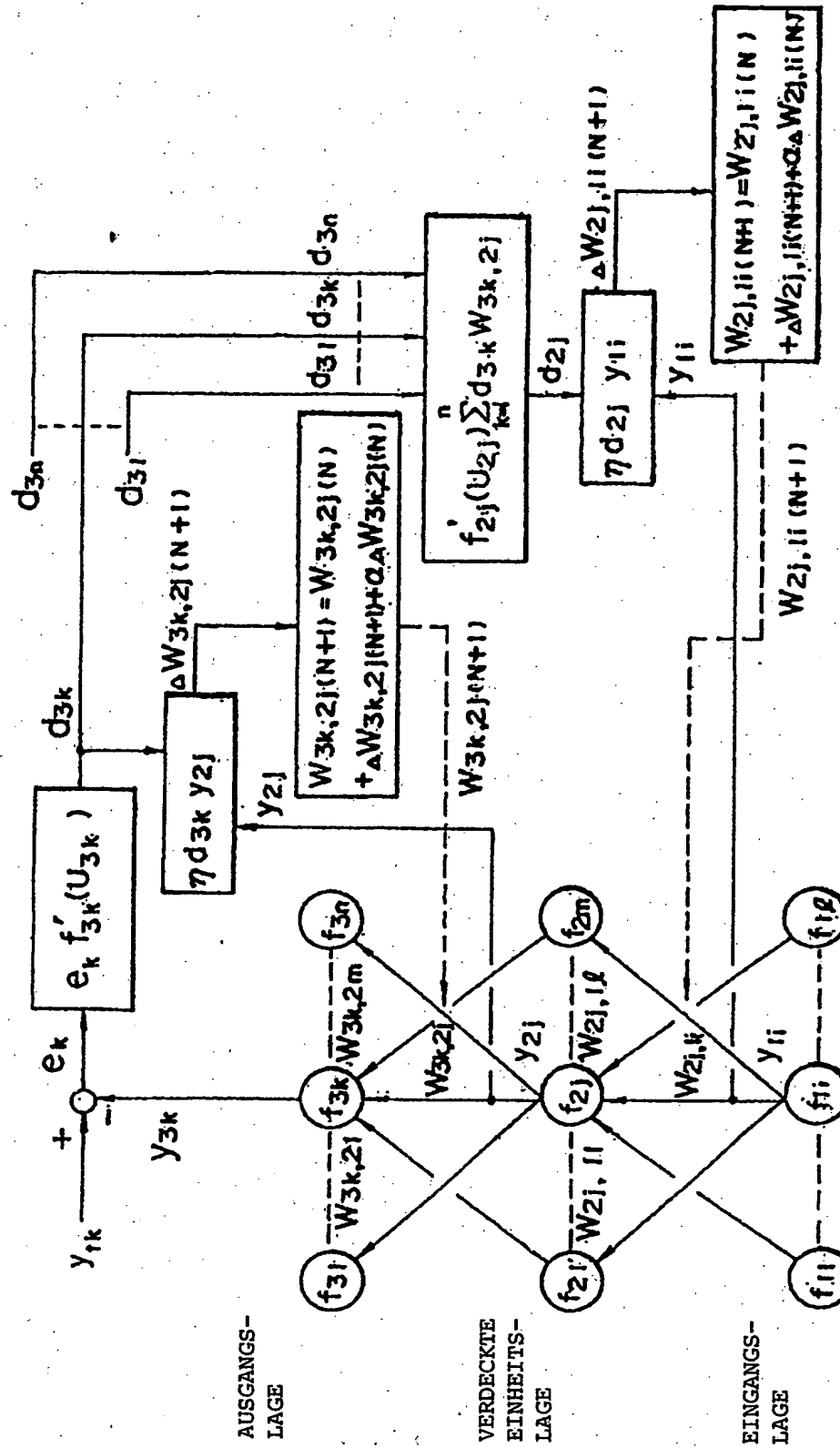


FIG. 5



6/5/77

FESTSETZEN DER LERNMETHODE VON SCHWINGUNGERSCHEINUNGEN

[illegible]

FESTSETZEN DER LERNZYKLUSANZAHL

ANZAHL DER LERNZYKLEN : 10-MAL

FIG. 7

AUSGANGSSCHICHT

VERDECKTE EINHEITS-
SCHICHT

EINGANGS-
SCHICHT

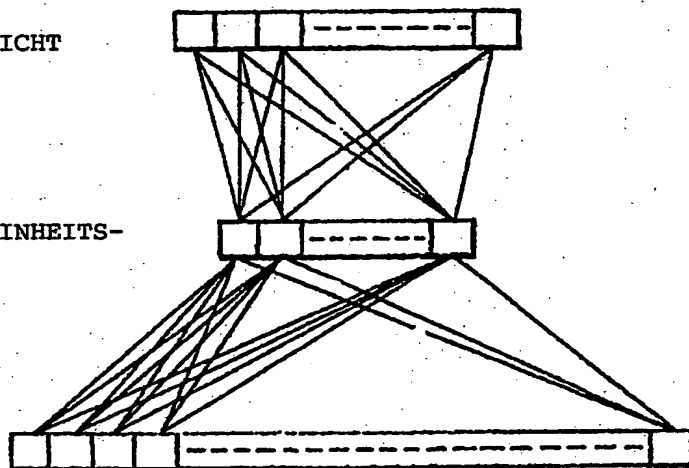


FIG. 8

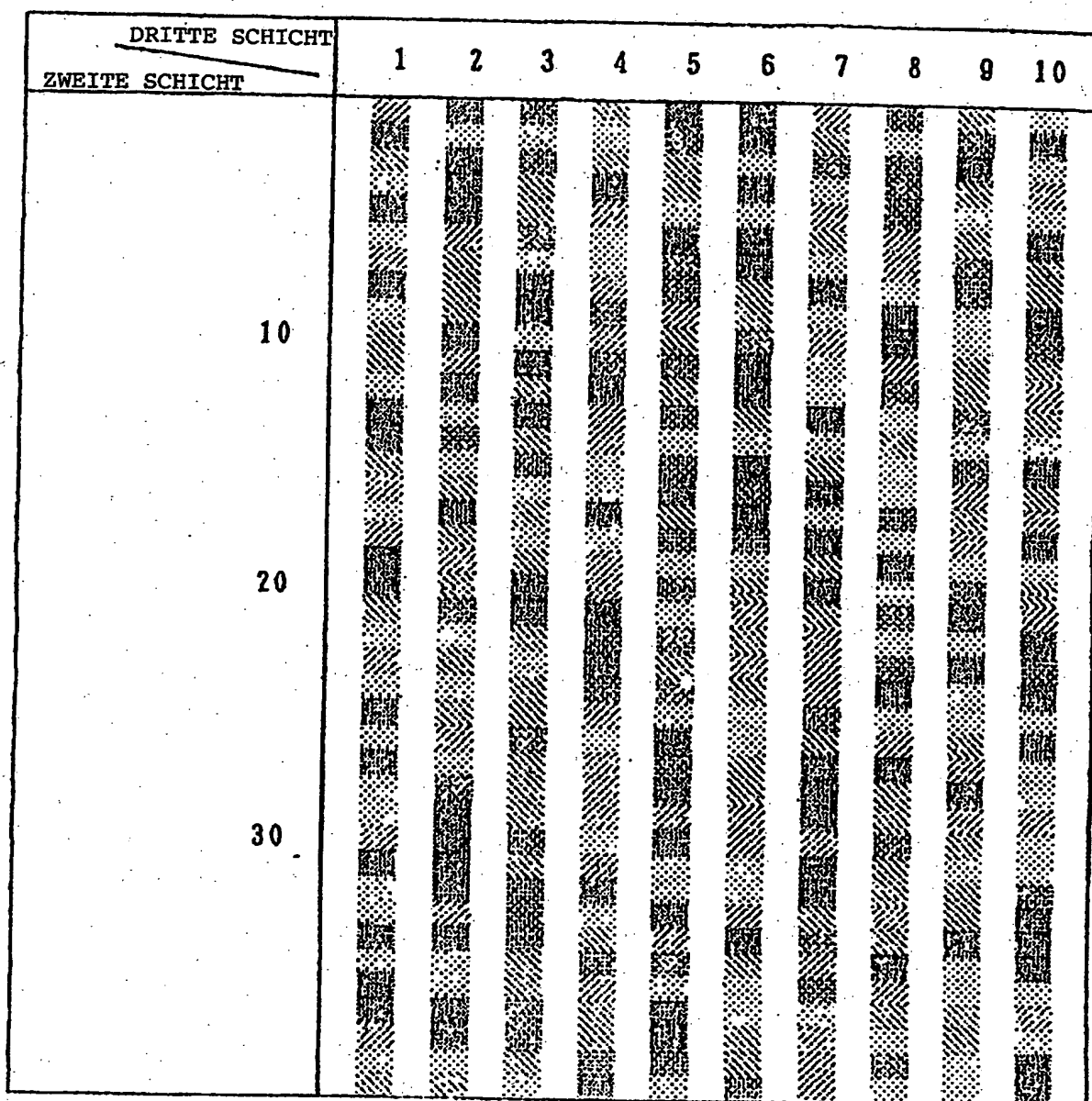


FIG. 9

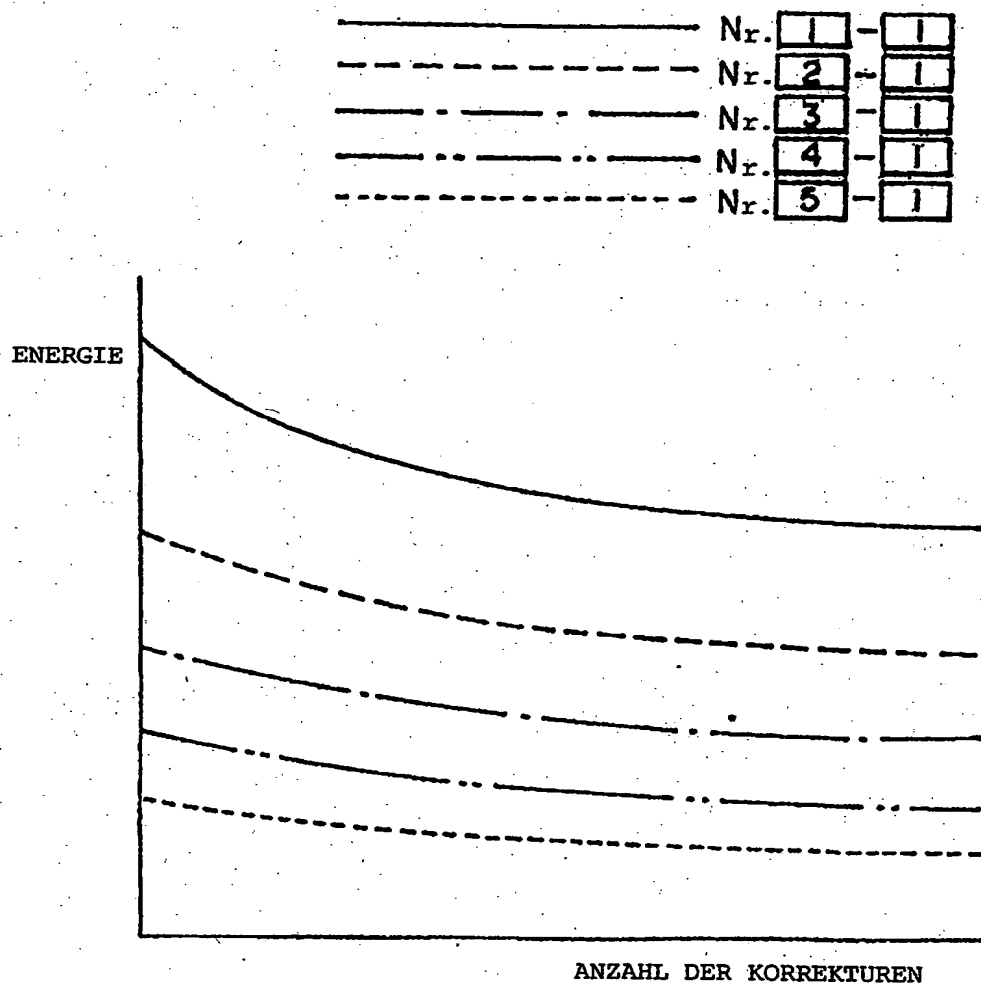


FIG. 10

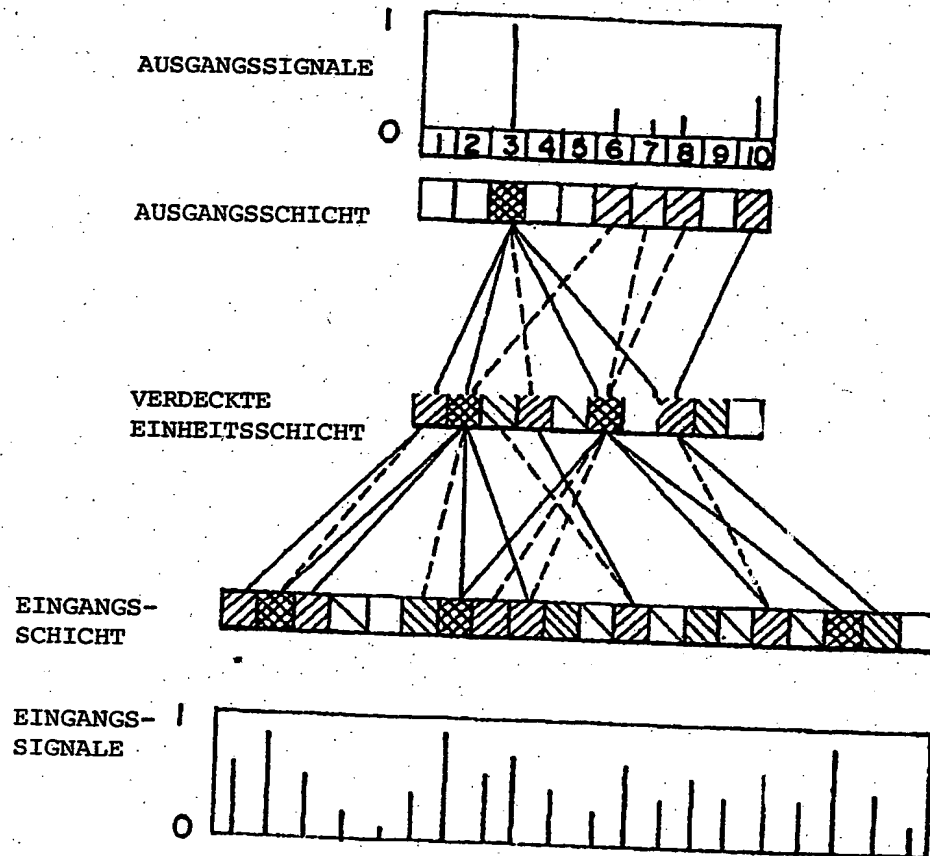


FIG. 11

DIAGNOSEERGEBNISSE ABNORMALER SCHWINGUNGEN DER DAMPTURBINE

ERSCHEINUNG	URSACHE	GEWISSEITS- FAKTOR IN %
3 ÖL- ODER FLÜSSIGKEITSSCHAUM	a. UNGLEICHMÄSSIGE STÄRKE DES ÖLFILMS FÜR GLEITLAGER b. STRÖMUNGSMITTELKRAFT IN WASSER- GEDICHTETEM SPIEL	100
10 NORMALBETRIEB	a. KEINE ABNORMALITÄT	36
6 DAMFWIRBEL	a. UNGLEICHMÄSSIGE WINKELABSTÄNDE ZWISCHEN SCHAUFELSPITZEN b. UNSAUBERE DURCHLASSABMESSUNGEN DER LABYRINTHDICHTUNG	18
8 SEKUNDÄRE KRITISCHE DREHZAHL	a. ASYMMETRIE DER BIEGESTEIFIGKEIT DER WELLE	18
7 SUBHARMONISCHE RESONANZ	a. TOTGANG UND LOSE TEILE AN DEN LAGERN b. EINDRINGEN VON FREMDMATERIAL IN EINGREIFENDE TEILE DER LAGER c. SCHLECHTER SITZ DER LAGER	10

FIG. 12

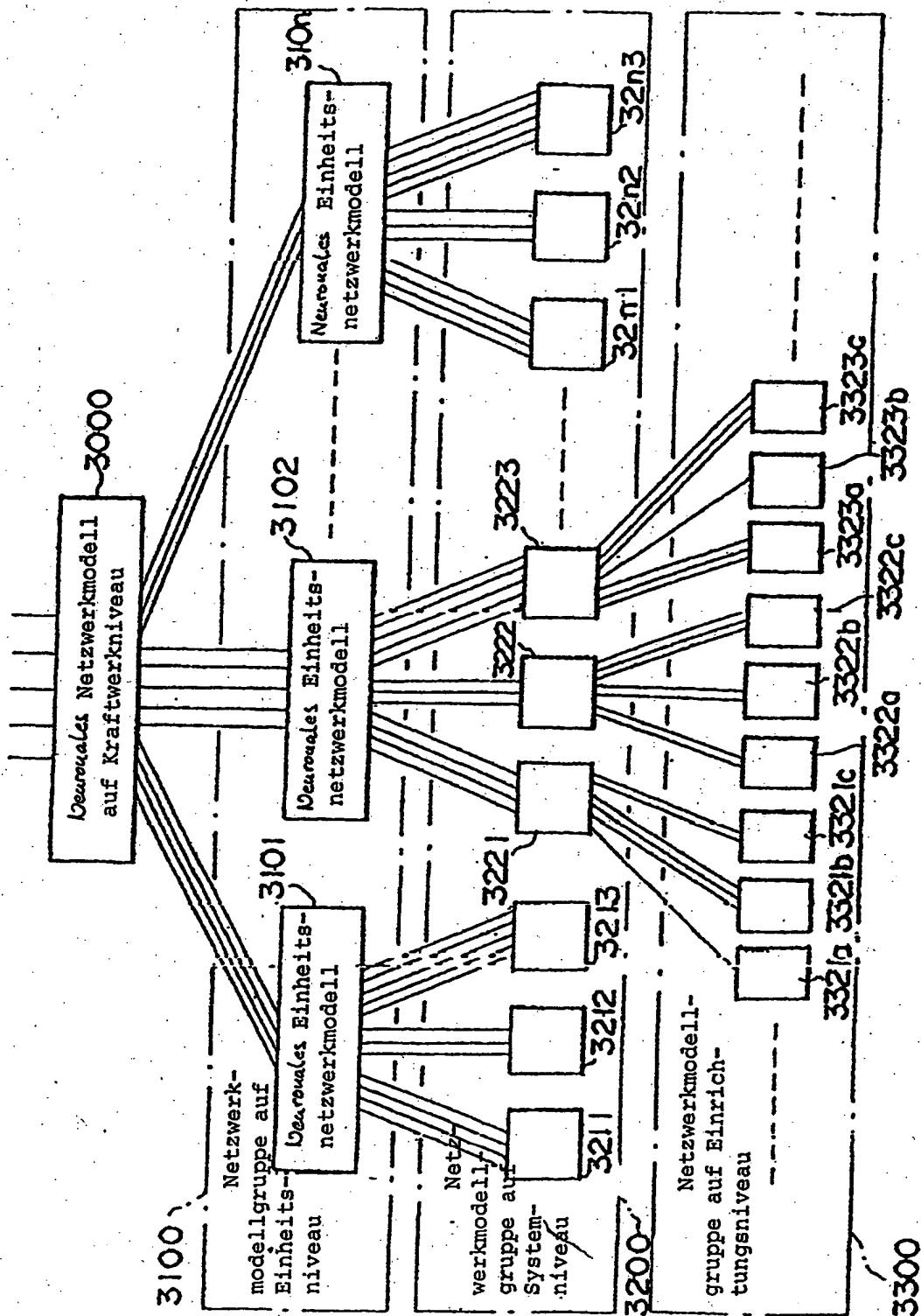


FIG. 13

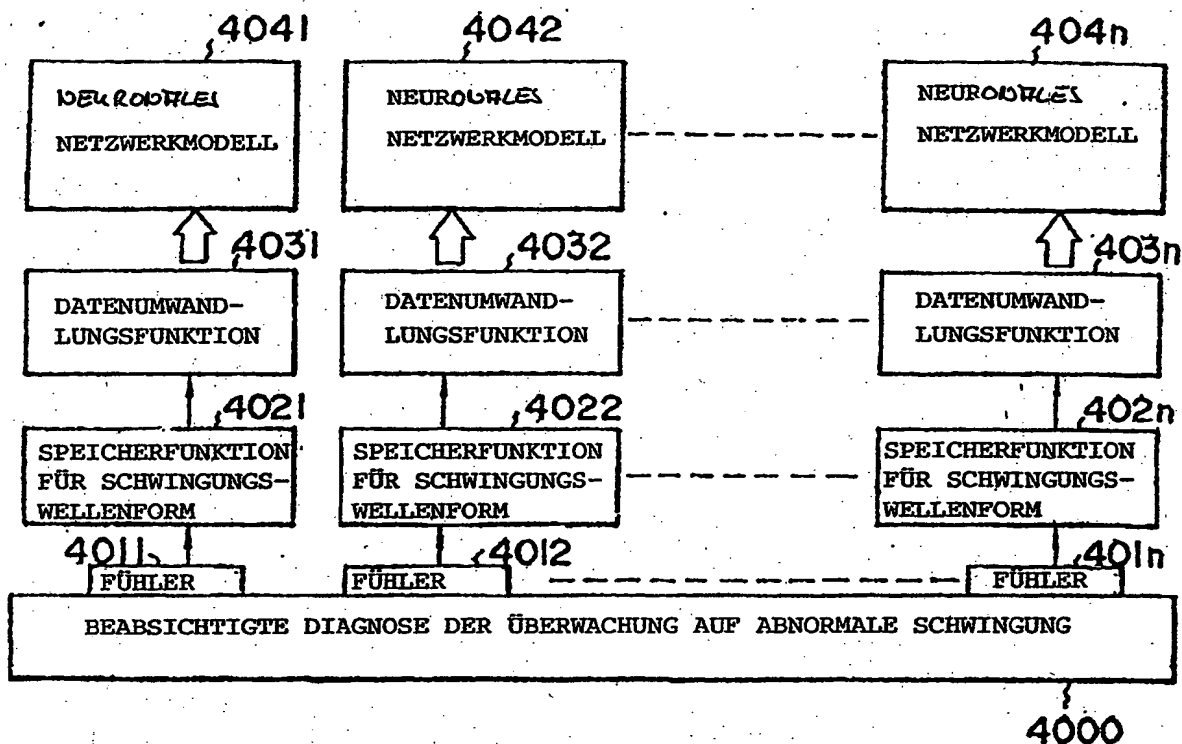


FIG. 14

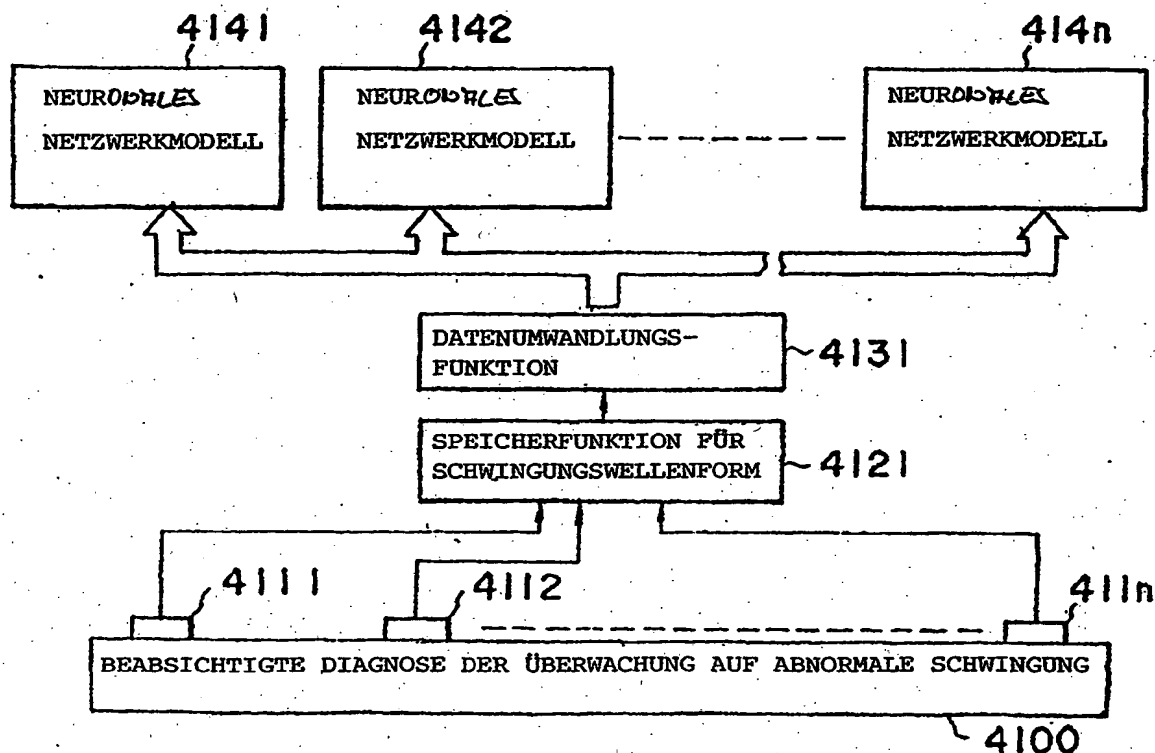


FIG. 15

